



Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales

**Ivana Maria Quintero Torres
Jeimy Alexandra Castro Roperó**

Universidad Piloto de Colombia
Ingeniería Financiera, Cundinamarca
Bogotá D.C., Colombia
2022

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales

**Ivana Maria Quintero Torres
Jeimy Alexandra Castro Ropero**

Trabajo de investigación presentado como requisito para optar al título de:
Profesional en Ingeniería Financiera

Director (a):
Doctora Catherine Helene Ramírez Gutiérrez

Línea de Investigación:
Riesgos Financieros

Universidad Piloto de Colombia
Bogotá D.C., Colombia
2022

A nuestros padres, quienes con su amor, apoyo y dedicación nos ayudaron a cumplir esta meta. Inculcándonos bases de responsabilidad y deseos de superación.

Agradecimientos

Expresamos nuestros agradecimientos en primer lugar a Dios, por guiar nuestros pasos y permitirnos culminar nuestra formación como profesionales en Ingeniería Financiera. De igual manera, a nuestra directora de trabajo de grado Catherine Ramírez, por la dedicación y apoyo que brindó a este trabajo, por la dirección y acompañamiento en todo el proceso.

Asimismo, a nuestros compañeros y docentes de Ingeniería Financiera de la Universidad Piloto de Colombia, por sus enseñanzas para nuestro desarrollo profesional y personal.

A nuestras familias, por la paciencia, comprensión y por ser un estímulo constante de superación.

Finalmente, a todas aquellas amigos y personas que de una u otra forma apoyaron en la realización de este trabajo.

Resumen

Los modelos de score de crédito son instrumentos que generan calificaciones según el historial y comportamiento crediticio del individuo, estos son utilizados por las entidades financieras para caracterizar a sus clientes. Los cuales ayudan en la toma de la decisión para el otorgamiento de un crédito evitando que se generen pérdidas por el incumplimiento por parte de sus clientes.

La superintendencia Bancaria de Colombia, ahora Superintendencia Financiera de Colombia, a través de la circular Externa 11 y de la carta Circular 31 de marzo de 2002, desarrolló un nuevo mecanismo de gestión del riesgo de crédito para aquella entidad vigilada por medio del Sistema de Administración de riesgo crediticio (SARC). El objetivo de este sistema es fortalecer la medición y control del riesgo de crédito, exponiendo la libertad para cada una de las entidades financieras de desarrollar modelos propios para mitigar este riesgo anteriormente nombrado.

El objetivo de este trabajo es la elaboración de un modelo de score de crédito dadas las características cualitativas y cuantitativas de vida de una persona enfocándose en los años 2018 y 2019, utilizando información de tipo poblacional, suministrada en la encuesta de calidad de vida (ECV) que realiza anualmente el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) aplicando como herramienta estadística la metodología de componentes principales, la cual busca minimizar la variabilidad a partir de una combinación lineal. No obstante, esta metodología no permite calcular probabilidades de ocurrencia de default, en tanto la finalidad de este documento es realizar una propuesta no solamente para minimizar la varianza sino tratar de generar una aproximación a una medición de puntaje de crédito.

A partir de la aplicación de dicha metodología, se evidenció que en promedio la población tiene características similares en los años 2018 y 2019, siendo en su mayoría mujeres, que saben leer y escribir, con nivel educativo en promedio de básica primaria. Por su parte, el ingreso es la variable que presenta mayor variación ubicándose en un rango de \$190.000 a \$710.000 aproximadamente para el año 2018 y de \$275.000 a \$1.030.000 para el siguiente año.

Por otro lado, se determinó a través del desarrollo de la matriz de transición, que la mayoría de la población empeoró en su calidad crediticia al pasar de un año al otro.

Palabras clave: Crédito, Score de crédito, DANE, Ingreso.

Abstract

Credit score models are instruments that generate ratings according to the credit history and behavior of the individual, these are used by financial entities to characterize their clients. Which help in making the decision to grant a loan, preventing losses from being generated due to non-compliance by their clients.

The Banking Superintendence of Colombia, now the Financial Superintendence of Colombia, through External Circular Letter 11 and Circular Letter March 31, 2002, developed a new credit risk management mechanism for that entity supervised by means of the Administration System. of credit risk (SARC). The objective of this system is to strengthen the measurement and control of credit risk, exposing the freedom for each of the financial entities to develop their own models to mitigate this aforementioned risk.

The objective of this work is the elaboration of a credit score model given the qualitative and quantitative characteristics of a person's life, focusing on the years 2018 and 2019, using population-type information, provided in the quality of life survey (ECV.) carried out annually by the National Administrative Department of Statistics (DANE) applying the principal components methodology as a statistical tool, which seeks to minimize variability from a linear combination. However, this methodology does not allow calculating probabilities of occurrence of default, while the purpose of this document is to make a proposal not only to minimize the variance but also to try to generate an approximation to a credit score measurement.

From the application of said methodology, it was evidenced that on average the population has similar characteristics in the years 2018 and 2019, being mostly women, who know how to read and write, with an average educational level of basic primary. For its part, income is the variable that presents the greatest variation, ranging from \$190,000 to \$710,000 approximately for the year 2018 and from \$275,000 to \$1,030,000 for the following year.

On the other hand, it was determined through the development of the transition matrix, that the majority of the population worsened in their credit quality as they passed from one year to the next.

Keywords: Credit, Credit score, DANE, Income.

Contenido

Introducción.....	XI
1. Enfoque Conceptual De Riesgo De Crédito.....	XIV
1.1 Definición Y Alcance.....	XIV
1.1.1 Tipos De Riesgos Financieros.....	XVI
1.2 Riesgo De Crédito.....	XVIII
1.2.1 Medición del riesgo de crédito.....	XX
2. Modelos De Score De Crédito.....	XXIV
2.1 Métodos De Estimación.....	XXIV
2.2 Revisión Literaria.....	XXV
2.2.1 Guía Para Elaborar Un Scoring De Crédito Para Los Reinsertados Del Postconflicto Colombiano.....	XXV
2.2.2 Impacto Del Microcrédito Sobre La Pobreza Rural En Los Municipios De Tunja y Samacá, Colombia.....	XXVI
2.2.3 Crédito Al Consumo: La Estadística Aplicada a Un Problema De Riesgo Crediticio.....	XXVI
2.2.4 Estudio De Los Sistemas De Información Requeridos Para La Medición y Administración Del Riesgo Crediticio.....	XXVII
2.2.5 Aplicaciones Del “Credit Scoring” En Instituciones Financieras De Chile.....	XXVII
2.3 Revisión Literaria Para La Medición De La Exposición De Riesgo De Crédito.....	XXVIII
2.4 Aplicaciones De Modelos De Score De Crédito En Colombia.....	XXXI
2.4.1 Modelo De Scoring Para Aprobación De Créditos Para La Cartera De Consumo, En Una Cooperativa De Aporte Y Crédito Colombiana.....	XXXI
2.4.2 Comparación De Modelos De Riesgo De Crédito: Modelos Logísticos Y Redes Neuronales.....	XXXIII
2.4.3 El Modelo De Calificación Crediticia Z- SCORE.....	XXXVI
2.5 Metodologías Generales.....	XL
2.5.1 Las Cinco C’s Del Crédito.....	XL
2.5.2 Modelo Z-Score De Altman.....	XLI
2.5.3 Modelo de elección Binaria discreta (Modelo Probit Y Logit).....	XLII
2.5.4 Modelo de credimetrics.....	XLIV
2.5.5 Modelo de Basilea.....	XLV
2.5.6 Modelo SARC (Sistema De Administración De Riesgo Crediticio).....	XLVI
3. Basilea III.....	XLIX
3.1 Deficiencias del acuerdo estándar.....	XLIX
3.1.1 Ajustes propuestos en Basilea III.....	L
3.2 Implementación de los acuerdos de Basilea en Colombia.....	LII
4. Encuesta de Calidad de vida del DANE.....	LVI
5. Modelo de Componentes Principales.....	LXI
6. Desarrollo Del Modelo.....	LXVI
6.1 Descripción De Las Variables.....	LXVI
6.2 Elaboración Del Modelo.....	LXX
6.3 Análisis De Datos.....	LXXI

6.4	Análisis de graficas.....	LXXVI
6.4.1	Factores de Carga (Loadings Plots).....	LXXVI
6.4.2	Score Plots	LXXVIII
6.4.3	Scree Plot of eigenvalues.....	LXXIX
7.	Cadenas de Markov	LXXXI
7.1	Aplicación.....	LXXXI
7.2	Matrices de transición.....	LXXXII
8.	Conclusiones.....	LXXXV
9.	Recomendaciones	LXXXVI
10.	Glosario	LXXXVII
11.	Anexos.....	LXXXIX
11.1	Ilustraciones referentes a los cálculos del modelo	LXXXIX
11.2	Preguntas de la Encuesta Calidad de Vida del DANE	XCIV
12.	Bibliografía.....	CXXXI

Lista de ilustraciones

Ilustración 1. Pirámide en función del Riesgo.....	XIV
Ilustración 2. Exposición vs Tiempo	XV
Ilustración 3. Factores Gestión de Riesgos.....	XVI
Ilustración 4. Comparación de los modelos.....	XXX
Ilustración 5. Función de distribución acumulativa logística como figura S	XLIV
Ilustración 6. Componentes rotados 2018	LXXII
Ilustración 7. Componentes Rotados 2019.....	LXXII
Ilustración 8. Matriz de factores rotados 2018	LXXIII
Ilustración 9. Matriz de factores rotadas 2019	LXXIV
Ilustración 10. Factores de Cargas 2018.....	LXXVII
Ilustración 11. Factores de carga 2019	LXXVII
Ilustración 12. Score Plots 2018.....	LXXVIII
Ilustración 13. Score plots 2019	LXXIX
Ilustración 14. Scree plot eigenvalues after 2018.....	LXXX
Ilustración 15. Scree plot eigenvalues after 2019.....	LXXX
Ilustración 16. Intervalos	LXXXII
Ilustración 17. Matriz de Transición	LXXXIII
Ilustración 18. Análisis Factores sin rotar 2018	LXXXIX
Ilustración 19. Análisis Factores sin rotar 2019	XC
Ilustración 20. Matriz de cargas 2018	XCI
Ilustración 21. Matriz de Cargas 2019	XCI
Ilustración 22. Coeficientes del score 2018.....	XCII
Ilustración 23. Coeficientes del Score 2019	XCIII
Ilustración 24. Matriz de rotación de factores 2018	XCIII
Ilustración 25. Matriz de rotación de factores 2019	XCIV

Lista de Tablas

Tabla 1. Matriz de varianzas y covarianzas.....	LXIV
Tabla 2. Variables Características y condiciones del hogar	LXVII
Tabla 3. Variables educación.....	LXVII
Tabla 4. Variables Salud.....	LXVIII
Tabla 5. Variables Fuerza de Trabajo.....	LXIX
Tabla 6. Variables servicios del hogar	LXX
Tabla 7. Análisis descriptivo índices	LXXV
Tabla 8. Índice Compuesto.....	LXXV
Tabla 9. Cuartiles.....	LXXVI
Tabla 10. Frecuencia Acumulada Cuartiles.....	LXXVI

Introducción

Según el reporte de la situación del crédito de Colombia¹ para 2019, realizado por el Banco de la Republica, los criterios que las entidades utilizan para evaluar el riesgo crediticio de sus nuevos clientes, corresponde principalmente a la historia del crédito del cliente para las compañías de financiamiento y cooperativas. A su vez, los bancos y las cooperativas consideran el flujo de caja proyectado como un aspecto de alta importancia. Las compañías de financiamiento clasifican con mayor relevancia las utilidades o ingresos recientes y la relación deuda-patrimonio o deuda-activos. (Daniela Rodríguez-Novoa, 2019)

La herramienta que utilizan las entidades financieras para medir el riesgo crediticio es el Score de crédito, cambiando cada una en las variables que utilizan y la importancia que les dan a cada una de estas. El score o puntaje de crédito, ayuda a determinar la probabilidad de impago de una persona, lo que evita la materialización del riesgo.

El objetivo primordial de este trabajo es la realización de un score de crédito a partir de datos de una encuesta poblacional por medio de la metodología de componentes principales. Para dicho objetivo, se utilizará la Encuesta de calidad de vida (ECV) aplicada por el Departamento administrativo nacional de estadísticas (DANE). Con lo anterior, se busca realizar el perfilamiento de las personas partiendo de variables de condiciones de vida de individuales y del entorno.

¹ Los autores de este reporte hacen parte del Departamento de Estabilidad Financiera del Banco de la República. Este reporte se realizó a partir del diligenciamiento de la encuesta por parte de 22 entidades, que corresponden al 44,0% del total de encuestados.

Objetivo General

Desarrollar un modelo de score crédito a través de la metodología de componentes principales utilizando la Encuesta de Calidad de vida 2018-2019 del DANE permitiendo establecer perfiles de crédito de la población colombiana que se encuentre entre los 12 y 63 años de edad, es decir, la población económicamente activa (PEA).

Objetivos Específicos

- Revisar y analizar aquellos estudios y metodologías utilizadas para determinar un score de crédito.
- Identificar las variables que explican de manera significativa aquellas características que son relevantes en un estudio de score de crédito.
- Desarrollar las mediciones y cálculos que ayuden a obtener las calificaciones crediticias de los individuos estudiados.
- Realizar una comparación de las calificaciones crediticias en los años 2018-2019 por medio de una matriz de transición determinando y analizando el cambio del score de crédito de la población colombiana según sus características.

Justificación

El sector bancario tiene como actividad más importante la intermediación financiera, que consiste en el proceso en el que se conectan los ahorradores e inversores, lo que le trae mayores beneficios y por lo tanto, riesgos. El riesgo al que mayormente se encuentran expuestas las entidades financieras es el riesgo de crédito o contrapartida. En ese marco, el sector busca gestionar o mitigar estos riesgos a través del desarrollo de modelos de calificación crediticia que permitan administrar la cartera de crédito y asignar los recursos adecuadamente con el fin de tener una rentabilidad. Dichos modelos tienen como función identificar a los agentes como “buenos” o “malos” por medio de la asignación de un puntaje, esto según el historial crediticio y las variables que tome cada modelo de score.

Por lo tanto, se busca desarrollar un modelo de score de crédito a través de la metodología de Componentes principales utilizando como base de datos una encuesta poblacional

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XIII

suministrada por el DANE, la cual se denomina Encuesta de Calidad de Vida (ECV), esta comprende de 11 capítulos, los que contienen información de las características de los individuos que componen un hogar y que pueden ser relevantes en el estudio de crédito.

Este modelo pretende ser una herramienta para el analista de crédito, que ayude de manera subjetiva en la toma de decisión a la hora de otorgar o no un crédito, teniendo en cuenta las características tanto cualitativas como cuantitativas de la calidad de vida de un individuo, las cuales puedan predecir el comportamiento crediticio y de esta manera prevenir la materialización de futuras pérdidas para la entidad financiera.

1. Enfoque Conceptual De Riesgo De Crédito

1.1 Definición Y Alcance

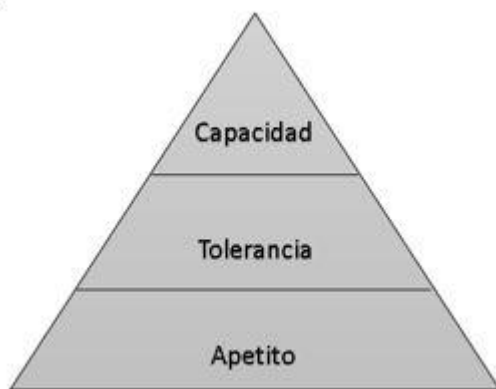
El riesgo es un aspecto relacionado con la psicología humana, las matemáticas, la estadística y la experiencia acumulada a lo largo de los años. (De Lara Haro, 2004)

Hablar de riesgo se refiere a la ocurrencia de eventos negativos inesperados. También significa que una empresa o entidad se enfrenta a determinadas amenazas o vulnerabilidades; si estas ocurren, provocarán eventos negativos que dañan a la empresa o entidad.

En las finanzas y la ingeniería financiera, cualquier fluctuación en los precios se denomina riesgo; no solo para las empresas que compran materias primas, sino también para los consumidores finales. (Gabriel Baca Urbina, Ingeniería financiera, 2016)

Al hablar de riesgo se debe tener en cuenta los siguientes conceptos:

Ilustración 1. Pirámide en función del Riesgo.



Fuente. Elaboración Propia

Apetito: Se entiende como lo que la empresa o la persona está dispuesto a asumir siempre en función de lo que desea obtener, es decir, es lo que puede aceptar en búsqueda de lograr su misión o visión, todo esto lo decide cada persona u organización.

Tolerancia: Este es el mayor riesgo que una organización está dispuesta a aceptar para lograr sus objetivos. Es la diferencia que existe entre el apetito y lo que lo puede meter en

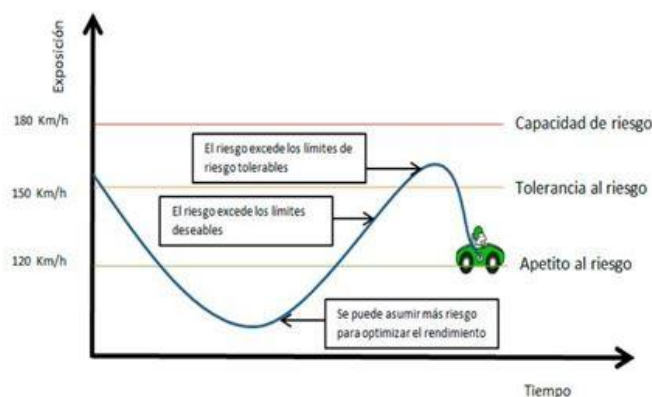
Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XV

problemas, es el máximo que se puede aceptar para no dañar como tal la estructura de la organización.

Capacidad: Hace referencia al momento en que se puede entrar en quiebras, es decir, lo máximo que puede soportar.

Para tener claridad en estos conceptos, se presenta el siguiente gráfico con un ejemplo práctico:

Ilustración 2.Exposición vs Tiempo



Fuente. Gráfico ejemplifica los términos de capacidad, tolerancia y apetito.

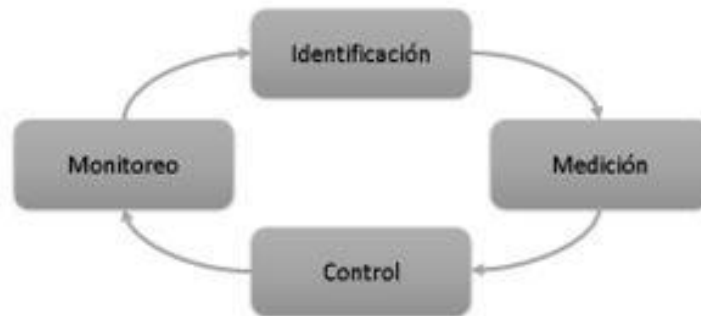
Tomada de: (lafuente, 2018)

En el gráfico anterior, se expresa que el carro puede viajar a una velocidad de 180 km / h por sus características técnicas, (CAPACIDAD). Debido a las habilidades del conductor y las condiciones climáticas, el carro puede soportar una velocidad de conducción de 150 km / h (TOLERANCIA). Para estar seguro el conductor de lograr sus objetivos, decide conducir a una velocidad de 120 km / h. (APETITO).

En la búsqueda de gestionar y mitigar los riesgos dentro de las entidades, se tienen en cuenta los siguientes factores:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XVI

Ilustración 3. Factores Gestión de Riesgos



Fuente. Elaboración Propia

- **Identificación:** Es el momento en que se debe estudiar para conocer cuál es el riesgo y el origen del mismo teniendo en cuenta todos los sucesos que pueden ocurrir.
- **Medición:** Aquí, al conocer el riesgo que puede suceder, se tienen que implementar los modelos cualitativos o cuantitativos para poder tomar algunas decisiones. Sin embargo, esto no representa la verdad absoluta.
- **Control:** En esta parte, se debe tener en cuenta la información, tanto como los resultados que estén dando los modelos aplicados para así llegar a rechazar o mitigar el riesgo.
- **Monitoreo:** En esta fase se toman decisiones. Al tener el conocimiento si los modelos tuvieron buenos resultados o no, se puede saber si se debe iniciar nuevamente la cadena con la identificación, para ir teniendo más certeza del riesgo que realmente está afectando.

En este documento se considera la fase más importante la identificación, ya que de allí deben surgir el resto de los procedimientos para entender que se debe hacer para controlar o mitigar ese riesgo, siempre hay que tener en cuenta que hasta lo improbable puede suceder.

1.1.1 Tipos De Riesgos Financieros

La aplicación y el conocimiento sobre el riesgo es fundamental para cualquier empresa de cualquier sector, ya que existen varios tipos de riesgo que pueden llegar a afectar más o menos a cada tipo de empresa dependiendo al sector que pertenezca. Además, éstas pueden

encontrarse con muchos tipos de riesgos financieros y deben analizarlos en detalle y tomar las medidas correspondientes.

El mercado financiero está constantemente amenazado por las diferentes variables que lo constituyen. Esto lleva a considerar muchos riesgos económicos en el trabajo diario.

Los tipos de riesgos financieros son:

1. **Riesgo de Liquidez:** Este tipo de riesgo financiero hace referencia a que a pesar de poseer el activo no se puede vender así esté dispuesto a hacerlo, es decir, una de las partes del contrato financiero no puede obtener la liquidez necesaria para asumir la deuda. (Asociación Española para la calidad)
2. **Riesgo de Mercado:** Se refiere a la posibilidad de pérdida de valor de la cartera debido a cambios adversos en el valor de los factores de riesgo de mercado. Es esa probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas de cambios en los precios, tasas, márgenes y/o referencias sobre las posiciones en un mercado. Se define en este tipo de riesgo la volatilidad como un aspecto importante. El Riesgo de mercado está compuesto por los siguientes tipos de riesgo:
 - Riesgo de tipos de interés: Relacionado con cambios en las tasas de interés. Para evitar esta situación, las empresas pueden firmar algunos productos financieros como las coberturas de tipos de interés para que de esta manera se elimine o mitigue el impacto de los cambios en los tipos de interés. De la misma forma, en este riesgo también existe el riesgo de inversión, que será la incertidumbre de la rentabilidad según las reinversiones dadas de los fondos obtenidos. Aquí se presenta la volatilidad como la sensibilidad que tiene el precio ante los cambios que presente la tasa de interés.
 - Riesgo de precio: Esto es la variación de los precios que tienen los activos financieros. En esta se tiene en cuenta la inflación “aumento generalizado y sostenido de los precios de bienes y servicios en un país durante un periodo de tiempo sostenido, normalmente un año” (Banco de la República de Colombia, s.f.), ya que este provoca cambios en la tasa de rendimiento de la inversión.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XVIII

- **Riesgo de tipo de cambio:** Está relacionado con las fluctuaciones que tenga el tipo de cambio durante la conversión de moneda, especialmente para empresas que tienen operaciones internacionales y deben operar en múltiples monedas, Por ejemplo: Euro, Dólar, Yen, Peso. Estas empresas suelen contar con seguros o productos financieros para evitar esas oscilaciones del mercado y así evitar fluctuaciones del tipo de cambio durante las transacciones.

3. Riesgo Operacional: Se refiere a las pérdidas que pueda sufrir la empresa por diferentes tipos de error humano, errores en los procesos internos o diferentes sistemas técnicos que permitan la actividad diaria de la empresa. En general es “la posibilidad de ocurrencia de pérdidas financieras, originadas por fallas o insuficiencias de procesos, personas, sistemas internos y tecnología”. (Nuño, 2017) Es decir, es la probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas de fallas en los sistemas, errores en procesos, fallas en el recurso humano, deficiencias en la infraestructura o eventos catastróficos.

1.2 Riesgo De Crédito

Siendo el riesgo la volatilidad que se encuentra en cada decisión que toman las empresas u organizaciones, es necesaria una identificación y medición de una manera eficiente, de tal manera que sea posible la implementación de estrategias que permitan atenuar al mismo.

“Es el más antiguo de los riesgos financieros y probablemente el más importante que enfrentan los bancos. Se puede definir como la pérdida potencial producto del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago” (De Lara Haro, 2004)

El riesgo de crédito hace parte del riesgo financiero y comprende el riesgo del incumplimiento, siendo este la probabilidad de que la contraparte incumpla, y la pérdida financiera, que se desarrolla al efectuarse este caso.

Para conocer la definición del riesgo de crédito, se deben tener en cuenta las conceptualizaciones que existen por parte de los distintos autores.

Según (Cardona, 2004), el riesgo de crédito se define como “la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los términos contractuales acordados”.

Autores como (Caicedo, 2011), reconocen la importancia de la garantía como seguro de pago, de modo que, si la capacidad de pago del cliente se desmejora o disminuye el valor de la garantía, en tal caso, el riesgo se incrementa.

Para (Támara, 2012) existe una probabilidad de impago cuando un cliente presenta un retraso en el pago de la cantidad de cuotas pactadas. Esto debido a que en el incumplimiento se deben de tener en cuenta distintas condiciones como lo son la renegociación del plazo, de la tasa de interés, entre otras.

En otras palabras, este riesgo se entiende como el deterioro de la cartera que una entidad financiera está expuesta ante el impago o el incumplimiento de la contraparte o por la variación en la calidad de las garantías pactadas. La medición y gestión de este tipo de riesgo es de vital importancia para empresas e inversionistas, buscando así que se evite el desarrollo de un riesgo sistémico como en la crisis del 2008². Dentro de las técnicas de medición del riesgo se encuentran modelos tradicionales, estructurales y modelos de forma reducida.

- **Modelos Tradicionales**

Estos modelos buscan predecir la quiebra de empresas a partir de variables independientes como (Razones financieras e indicadores micro y macroeconómicos) dentro de los cuales se encuentran: (Universitas Americarum)

- 1- Las 5 Cs
- 2- Modelo de Altmant (1968 y 2000) Altmant (1977) Altmant (1994)
- 3- Modelo estándar de Basilea (1988, 2001 y 2004)

² Crisis Financiera 2008: Esta crisis fue ocasionada por la gran expansión del crédito hipotecario de modo que llegaron a ser activos con alta probabilidad de incumplimiento, lo que provocó el estallido de una burbuja inmobiliaria afectando así a todos los países debido al desarrollo de un riesgo sistémico.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XX

- **Modelos estructurales**

Ayudan a calcular la probabilidad de impago de una compañía con base a sus activos y pasivos. Estos modelos presumen que los inversores tienen la información necesaria del mercado, así como los activos y deudas de las empresas.

- 1- Modelo de Merton (1974).
- 2- Geske (1977).
- 3- Modelos Credimetrics de JP Morgan and Company (1977).
- 4- Modelo CreditPortfolioMaganer de kmv Moody's.

- **Modelo de forma reducida**

Estos modelos se desarrollan con el objetivo de vencer con una deficiencia de los métodos estructurales, los cuales exponen que los activos de una compañía pueden ser negociados. Además, se propone que algunas obligaciones de la empresa son negociadas debido a que suponen que existe una causa para el incumplimiento exógena. En estos modelos no se tiene en cuenta el balance de la empresa dado que se modela el impago como un evento aleatorio utilizando así una distribución Poisson también conocido como “Modelo de intensidad de incumplimiento”.

1.2.1 Medición del riesgo de crédito

“La fase de medición del riesgo de crédito, consiste en cuantificar las pérdidas derivadas de la actividad crediticia.” (Gootkind, 2013).

Teniendo en cuenta los aspectos más desarrollados que plantea el comité de Basilea, esta medición debe tener en cuenta los criterios de frecuencia y severidad de las pérdidas. Es importante hacer referencia en que las pérdidas se dividen en dos; las pérdidas inesperadas y las pérdidas esperadas, donde las pérdidas esperadas indican la distribución de pérdidas obtenidas por el promedio de la probabilidad de incumplimiento (PD). La cual se define como la probabilidad de que el cliente entre en un período de impago con la entidad, la severidad de la pérdida (LGD) que se determina teniendo en cuenta el valor y la clase de características que tenga la garantía del crédito. Por último, se encuentra la exposición en caso de incumplimiento (EAD) que corresponde al valor total al que la

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXI

entidad está expuesta en caso de que el cliente no cumpla con la obligación, en otras palabras, se podría definir como el valor total de la deuda que se encuentra pendiente de pago en el tiempo que se efectúa el incumplimiento por parte del cliente. Teniendo en cuenta lo anterior se puede obtener la pérdida esperada con la siguiente fórmula:

$$EL = PD * LGD * EAD$$

Por otro lado, la pérdida inesperada se obtiene de la diferencia entre el valor en riesgo y la pérdida esperada anteriormente calculada. A diferencia de la pérdida esperada, esta es una media de las pérdidas dadas en el riesgo de crédito, estas pérdidas están ligadas con el requerimiento de capital mínimo regulado para el riesgo de crédito.

Para la medición de este riesgo el Comité de Basilea recomienda dos alternativas, las cuales son:

- **Método Estándar:** El cual consiste en una calificación que otorga una empresa calificadora externa de prestigio internacional a las entidades financieras donde se aplica un coeficiente de ponderación teniendo en cuenta la calificación de riesgo.

- **Método de calificaciones internas:** En estos métodos se tienen que calcular algunos componentes del riesgo crédito de una operación determinada, así como calcular el requerimiento de capital. Todos estos cálculos serán desarrollados dependiendo la información interna de cada entidad financiera.

Para (Jarrow, 2014), los componentes del riesgo que se tienen en cuenta en este método son:

- Probabilidad de incumplimiento (PI): La cual consiste en la probabilidad de que el cliente incumpla con sus obligaciones. Esta probabilidad está en función a una tasa de riesgo, tiempo determinado y el momento del tiempo donde se realiza el análisis de impago.
- Intensidad de incumplimiento (ID): Permite evaluar a lo largo del tiempo la probabilidad condicional teniendo en cuenta que no se haya generado un incumplimiento previo.
- Pérdida dado el incumplimiento (PDI): Estima la pérdida que asume un banco dado el desarrollo de un incumplimiento por parte del cliente, el cual corresponde a la diferencia del valor total del préstamo y el valor presente neto de las garantías que respaldan el crédito.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXII

- Exposición al momento del incumplimiento (E): Corresponde al monto total entendido por el cliente en el momento donde se desarrolla el impago.
- Maduración: Hace referencia al vencimiento efectivo, que calcula plazo de vencimiento económico.

La coyuntura macroeconómica del país tiene un efecto en el riesgo de crédito al que están expuestas las entidades financieras. Este se ve representado en el deterioro de los balances de sus principales deudores, específicamente en caídas en la actividad económica, aumentos en la tasa de interés o cambios pronunciados en los precios de los activos pueden causar un incremento en el incumplimiento de los créditos.

El Banco de la Republica cerca de los años 2005-2006 desarrolló modelos que permiten cuantificar el efecto del riesgo de crédito para cada línea de crédito. En el caso de los créditos de consumo se tiene un modelo en el que un descenso de 6,8% en el PIB y un aumento de 450 pb a las tasas de interés, afectan la calidad de cartera e involucran la salud de los intermediarios, de las siguientes dos formas: a través de un aumento en el gasto de provisiones, y de una reducción en los intereses percibidos. Para el caso de los créditos hipotecarios, se realiza un ejercicio equivalente que incluye en lugar de las tasas de interés, una caída en el precio de la vivienda de 8%. Por último, en el caso de la cartera comercial se estima el efecto de una caída en el nivel de ventas equivalente a 9% y un aumento en la tasa de interés como el mencionado anteriormente.

En dicha época los niveles de riesgo de crédito estuvieron muy bajos, pero los modelos fueron diseñados bajo la situación vivida entre 1996 y 2000.

Por otro lado, se encuentran algunos autores que han realizados trabajos sobre el riesgo crediticio en Colombia. Entre estos, (Juan Pablo Arango, 2005), descubrieron que en el caso de Colombia se tienen los mismos determinantes de la probabilidad de quiebra de las empresas inglesas, mostrando que la rentabilidad, el endeudamiento, el tamaño de la firma, la inversión extranjera, la tasa de crecimiento del PIB, entre otras variables son hitos de la probabilidad de que una empresa colombiana entre en liquidación.

(Gómez José Eduardo, 2006) lograron estimar la probabilidad condicional de incumplimiento utilizando un modelo de duración³. Para esto, tomaron la estimación de un modelo Camel⁴ y encontraron que el endeudamiento es el determinante fundamental de la probabilidad condicional de incumplimiento. La función de riesgo estimada mostró que la probabilidad condicional hasta alcanzar su punto más alto durante la crisis de finales de la década de los noventa y en 2007 se encontró en su mínimo.

(Oscar, 2003) halló los determinantes de fragilidad de las empresas del sector corporativo privado. Para esto, desarrolló un modelo probit para el año 2001, en el que la variable dependiente es igual a 1 si la empresa se quebró o entro a ley de reestructuración económica⁵. El autor encontró que la rentabilidad, la liquidez y el endeudamiento son los indicadores claves a la hora de medir la insolvencia de una compañía.

En Colombia, entre muchos otros modelos que deciden adoptar las instituciones financieras, los siguientes forman parte del grupo de ellos (Álvarez Franco & Osorio Betancur, 2011):

- Modelos Scoring, Modelo VAR (Value at Risk), Credit Metrics, Credit Risk, Modelo de Capital y Riesgo Crédito en Países Emergentes (CyRCE), Modelos de respuesta binaria, Z- score, Zeta, Modelo KMV- MERTON, Árboles de decisión, Modelo CAMEL, Sistemas Expertos.

Con el fin de reducir la morosidad y evitar tener pérdidas y gestionar el riesgo de crédito, las entidades financieras utilizan distintos modelos de score de crédito que le permiten categorizar a sus clientes teniendo en cuenta sus características buscando disminuir la materialización de este riesgo.

³ Esta probabilidad es condicional a que hasta el momento t la empresa no le ha dejado de pagar al sistema financiero.

⁴ Esta sigla indica los términos en ingles de cinco indicadores financieros: C = Capital protection, A = Asset quality, M = Management competence, E = Earnings strength y L = Liquidity risk.

⁵ La ley 550 de 1999 o ley de reestructuración económica fue introducida por el gobierno colombiano en diciembre de 1999 con el fin de dar apoyo a las empresas que tuvieron dificultades durante la crisis económica de finales de la década pasada.

2. Modelos De Score De Crédito

“Son Métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora” (Hand, & Henley, Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review, 1997).

Son metodologías que ayudan a determinar y evaluar el riesgo de crédito al que una entidad puede estar expuesta, a través de herramientas estadísticas determinan así un puntaje según las características ponderadas del individuo y de esta forma apoyar en la toma de decisiones a la entidad bancaria. En décadas anteriores estos se basaban realizando estudios estadísticos en específico aplicando análisis discriminante, sin embargo, en la actualidad estos estudios han avanzado incluyendo análisis matemáticos, econométricos, redes neuronales, entre otros). Esta técnica se puede denotar de dos formas: Un puntaje (Score) o la probabilidad de incumplimiento de la obligación financiera.

Según (Thomas, 2002) cuando las entidades desean evaluar la capacidad crediticia de un cliente, tienen en cuenta variables cualitativas y cuantitativas, lo cual dependerá de las necesidades. Dentro de las variables cualitativas que se pueden tener en cuenta son: (Genero, estrato, tipo de vivienda, entre otras) y en el caso de las cuantitativas (Ingresos, egresos, Salario, número de vehículos del que es propietario, etc.). A continuación, se definen algunos modelos que ayudan en el desarrollo de un Score de crédito, los cuales actualmente son los más usados por las entidades financieras:

2.1 Métodos De Estimación

Estos modelos fueron desarrollados alrededor de 1950 y 1960, mismos que permiten identificar y descartar aquellas características que son relevantes a la hora de determinar la probabilidad de que el individuo incurra en el incumplimiento. Una de las ventajas de estos métodos es que pueden usar propiedades de los estimadores usando los intervalos de confianza. Algunos métodos estadísticos son:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXV

- 1- **Modelos de probabilidad lineal (PROBIT):** Están descritos bajo el supuesto de que la probabilidad de que se desarrolle un evento (Impago 1 o cumplimiento 0) se encuentra linealmente relacionada con un grupo de variables explicativas.
- 2- **Análisis discriminante:** Es una técnica de análisis multivariado, donde su objetivo es el análisis de las diferencias entre un conjunto respecto un grupo de variables.
- 3- **Logit:** Estos modelos permiten calcular la probabilidad de que una persona pertenezca a uno de los grupos (Individuo que cumple con la obligación o persona que en futuro tendrá su crédito en mora).
- 4- **Arboles de Clasificación:** Consiste en la segmentación de los individuos en subgrupos dependiendo las características, clasificándolos en individuos morosos e individuos que cumplirán con la obligación.
- 5- **Redes Neuronales:** Se trata de técnicas de inteligencia artificial las cuales están compuestas de redes neuronales que simulan el sistema nervioso desarrollando método con un grado de inteligencia.

Para (A. Saunders & L. Allen, 2010) existen dos tipos de score de crédito los cuales son:

- Scoring de aprobación o evaluación de solicitudes para créditos nuevos.
- Scoring de gestión de comportamiento

Finalmente, para las entidades financieras el uso de un score de crédito es de vital importancia para lograr conocer a sus clientes y de esta manera prever futuras pérdidas derivadas del incumplimiento.

2.2 Revisión Literaria

2.2.1 Guía Para Elaborar Un Scoring De Crédito Para Los Reinsertados Del Postconflicto Colombiano.

En su trabajo (Jimenez) (2017) diseño una guía de elaboración de un score de crédito de personas con condiciones especiales como los reinsertados del conflicto armado colombiano, con el fin de obtener mayores oportunidades de acceder a créditos y el desarrollo en equidad económica y compromiso social postconflicto. Para el desarrollo del objetivo se realizó una

caracterización demográfica de la población reinsertada en el departamento del Valle del Cauca en 2017; luego se realizó una encuesta dirigida a dos públicos: directivos vinculados al programa de inserción y a asesores de establecimientos de crédito. La cual tuvo como resultado la elaboración de un score de crédito complementario como alternativa para la evaluación de solicitudes de crédito considerando características propias de las personas reinsertadas. (Jimenez)

2.2.2 Impacto Del Microcrédito Sobre La Pobreza Rural En Los Municipios De Tunja y Samacá, Colombia

(Manrique, Ramirez, & Santos, 2017) evidenciaron el impacto positivo del otorgamiento de microcréditos rurales en los beneficiarios del Banco Agrario en los municipios de Tunja y Samacá donde el microcrédito contribuye a la acumulación del capital generando así que la calidad de vida mejore disminuyendo de esta manera la pobreza, este estudio se elaboró a través del método de emparejamiento (Propensity Score Matching). El cual es una técnica estadística de coincidencia donde se agrupa un control artificial al unir cada unidad tratada con otra no tratada, esta técnica facilita a la persona determinar el impacto de una acción. Los resultados dan cuenta de los impactos positivos que sugieren que el microcrédito ha contribuido al aumento de capital, lo podría ayudar en mejoras en los niveles de pobreza. (BANK)

2.2.3 Crédito Al Consumo: La Estadística Aplicada a Un Problema De Riesgo Crediticio.

En su proyecto (Nieto) utilizo una base de datos de tarjetas de crédito en un segmento de universitarios que no tienen empleo propio para construir una scorecard⁶ con los puntajes de las personas que permita segmentar las cuentas malas y cuentas buenas, por otro lado se construyeron matrices de transición para realizar una predicción del comportamiento de los clientes y determinar la probabilidad de que un cliente cambie su calificación crediticia a través del tiempo. Se determinó que lo clientes que se clasifican como buenos son aquellos que al cabo de los seis meses estaban al día con su obligación sin embargo que máximo hayan

⁶ Scorecard: Es una tabla que contiene los puntajes asignados a cada atributo de cada una de las variables usada

tenido uno o dos pagos vencidos, por último, los clientes que se consideran como malos son aquellos que tuvieron tres o más pagos vencidos.

2.2.4 Estudio De Los Sistemas De Información Requeridos Para La Medición y Administración Del Riesgo Crediticio.

En el informe (Guitierrez, y otros, 2006) se analizaron las necesidades de información que están asociadas con las diferentes metodologías de medición del riesgo de crédito, en donde se evidencio que para la aplicación de las metodologías actuales más avanzadas en la medición del riesgo de crédito es necesario contar con un entorno de tecnología optimo así como contar con procesos automatizados que permitan la interacción entre las variables garantizando resultados veraces. Se concluye que para el correcto funcionamiento de los modelos de credit scoring es necesario contar con una base de datos que se encuentren completa donde se recomienda realizar un verificación y validación de las estimaciones internas.

2.2.5 Aplicaciones Del “Credit Scoring” En Instituciones Financieras De Chile.

(Veloz, 2015) Investigó cuales son las herramientas o procedimientos que utilizan las entidades financieras en el proceso de otorgamiento de un crédito de consumo en el país, para esto se realizó una recolección de datos por medio de entrevistas personales de manera presencial a individuos que son Jefes, ejecutivos comerciales y analistas de riesgos que brindaron información sobre las políticas, procedimientos que utilizan en las instituciones financieras de Chile. En este estudio se concluyó que las instituciones financieras no utilizan el CreditScoring para analizar el comportamiento de las personas, sino que lo hacen a través de la probabilidad de no pago, por otro lado, se observa que el sistema de credit scoring se encuentra poco desarrollado en Chile debido al secreto bancario. Por último, se evidenció que los bancos segmentan a los clientes a través de la renta mínima exigida, también se encontró que no todas las instituciones financieras de Chile realizan un comité para el análisis de créditos de consumo, donde un 68% de estas no lo realiza.

2.3 Revisión Literaria Para La Medición De La Exposición De Riesgo De Crédito

- En su libro “**Credit Risk measurement**” los autores (Saunders & Allen, 2002) consideran 4 modelos para la medición de la exposición de riesgo de crédito, dentro de los cuales se encuentran:
 - **Sistemas Expertos:** En este sistema, el oficial de préstamos local o el gerente de relaciones se encarga de la decisión crediticia. Donde la experiencia, el juicio subjetivo y la ponderación de ciertos factores determinan la decisión de otorgar un crédito. Uno de los principales sistemas expertos para este análisis es, las cinco C’s del crédito.
 - **Redes Neuronales Artificiales:** La creación de un sistema experto automatizado demanda del conocimiento del experto humano. Con el objetivo de prevenir errores muchos sistemas utilizan la inducción para inferir la toma de decisiones por parte de los expertos humanos por medio del análisis de sus decisiones. Massiel y Hansen (1988) muestran que su sistema experto supero a los modelos de calificación crediticia y a los propios expertos humanos en la predicción de fallas comerciales.
 - **Sistemas De Calificación:** El sistema para la calificación crediticia, el cual fue creado por la Oficina del controlador de Moneda de los Estados Unidos (OCC), es implementado por los reguladores para verificar la idoneidad de las reservas para perdidas por préstamos. En este se clasifica una cartera de préstamos en cinco categorías: cuatro calificaciones de baja calidad y una de alta calidad. Adicionalmente, dentro de este sistema de calificación se encuentran las evaluaciones internas en la banca, en el cual se amplió la calificación de la OCC donde se subdividen con mayor precisión la calificación crediticia aprobada.
 - **Sistemas De Calificación Crediticia:** Estos son muy comunes en los análisis crediticios cuyo objetivo es identificar previamente factores que ayuden a determinar la probabilidad de incumplimiento de la obligación financiera.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXIX

- Los autores (Saavedra & Saavedra) en su artículo titulado “**Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca**” describen los principales modelos para la determinación y exposición del riesgo de crédito donde los clasifican en dos grupos los **Modelos Tradicionales y Modelos Modernos**.

- **Modelos Tradicionales:** Dentro de estos modelos se describen dos corrientes: la primera que se basa en conceptos de tipo fundamental, y la que utiliza una ponderación de factores que se evalúan como determinantes para el incumplimiento de una obligación crediticia.
 - **Tipo fundamental:** En esta corriente se encuentran los sistemas expertos, Sistemas de calificación (mencionando la metodología de Altman).

- **Modelos Modernos:** En estos modelos se incluyen mayor número de variables y son más avanzados. Dentro de los cuales se encuentran:
 - **Modelo de KMV de monitoreo de crédito:** Fue desarrollado por la calificadora Moody's, el modelo es una ampliación del modelo de Merton, que toma en cuenta el comportamiento crediticio de los deudores (Saavedra,2005). Este modelo es de diversificación que parte de correlaciones de mercado de acciones, lo que permite determinar la probabilidad de incumplimiento en los activos y pasivos.

 - **Modelo desarrollado para mercados emergentes: CyRCE:** Este modelo fue propuesto por el Banco de México, con la idea de aterrizarlo a la realidad de los países emergentes, ya que requiere menos recursos de cómputo y es claro para que lo aplique cualquier banco. Permite evaluar la suficiencia del capital asignado por un banco a una cartera de riesgo crediticios por medio de la comparación con el Var (Valor en riesgo).

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXX

Ilustración 4. Comparación de los modelos

Cuadro 5
Características de los modelos

Tradicional o estáticos	Sistemas expertos	• Determinan el riesgo que se va a cubrir aplicando un determinado porcentaje • Consideran estático e independiente el comportamiento de las variables
	Sistemas de calificación	
Modernos o dinámicos	KMV	• Determinan el riesgo que se va a cubrir mediante la aplicación de modelos estadísticos y actuariales • Se realiza un análisis del contexto global de la gestión de riesgo de crédito
	CyRCE	

Fuente. (Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010)

- Los autores Alan Elizondo y Edward Altman, en su libro “Medición integral del riesgo de crédito” (Alan Elizondo, 2004), se refieren a las teorías de modelos que se dividen en dos ideas: los que buscan seguir lo que dicen los expertos y sistematizarlo con ayuda de la tecnología; y los que se basan en el análisis y técnicas matemáticas y econométricas para llegar a un punto objetivo de riesgo.
 - Los primeros, son los exponentes de la inteligencia artificial, redes neuronales y demás herramientas tecnológicas. Normalmente, estos solo llegan a la etapa de calificación dado que no tienen una teoría identificable en cuanto a la probabilidad de impago y la gravedad de la pérdida.
 - Los segundos, utilizan las técnicas estadísticas de discriminación, el cual su principal exponente es E. Altman con su primer trabajo de “Z-score” en 1968. Estos a diferencia de los anteriores, hacen estimaciones con datos reales de empresas sanas y quebradas.

2.4 Aplicaciones De Modelos De Score De Crédito En Colombia

2.4.1 Modelo De Scoring Para Aprobación De Créditos Para La Cartera De Consumo, En Una Cooperativa De Aporte Y Crédito Colombiana

Este trabajo de (Guevara & Moreno) consiste en la creación de un score de crédito a través de la metodología de Logit que evalué los supuestos que son utilizados en el otorgamiento de crédito en las cooperativas para minimizar las perdidas esperadas. Teniendo en cuenta que el objetivo es maximizar la utilidad del crédito otorgado donde de igual manera se pueda incrementar la rentabilidad de la cooperativa para esto el modelo Logit ayuda a evaluar el enfoque para la teoría económica en la utilidad aleatoria respecto a la decisión que tiene el asociado de pagar o no su obligación financiera.

1. Desarrollo del Modelo

El modelo Logit realiza una estructura de correlación entre las variables cuantitativas y cualitativas para los asociados de la compañía generando comportamientos que puedan provocar el incumplimiento o default de la obligación esto por medio de la regresión de cada variable usando el paquete estadístico SPSS.

En el Modelo la variable dependiente será la probabilidad de mora mayor a 90 días la cual consiste en el número de días que la cooperativa considera que ya se encuentra en mora esta determinación la realiza la cooperativa por medio de una metodología empleada la cual utiliza como modelo las cadenas de Márkov el cual determina los puntos de corte donde la probabilidad de deterioro es mayor a la de recuperación. Para el desarrollo del modelo se tuvieron un histórico de 12.257 asociados de la entidad tomando como referencia el periodo comprendido entre (enero 2011 y noviembre de 2015).

Los factores que se tuvieron en cuenta para el estudio fueron (Crediticio, Financiero, Comportamiento crediticio, Laboral, socio Demográfica y Económico).

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXXII

Por medio de la curva de Roc se presenta una posible distribución del score para los asociados que presentan el estado de Default es decir los morosos en comparación con los asociados que no llegan a este estado de morosidad. Para realizar un análisis más real donde la realidad es que no es posible determinar 2 los tipos de clientes en una calificación crediticia se determina un valor c el cual corresponde a un valor de corte donde se establece una división entre los clientes con potencial probabilidad de morosidad y los no-morosos. Donde si el cliente tiene un valor mayor a C puede tener una probabilidad mayor de default y por el contrario un valor menor a c se presentará el escenario contrario. Se realizaron diferentes estimaciones con la construcción de 30 modelos donde por medio de las pruebas de bondad se logre elegir el de mejor rendimiento y mayor solidez que ayude a desarrollar un buen modelo de score de crédito dentro de las cuales fueron:

1. Omnibus Test: es una prueba que ayuda a determinar si la varianza explicada es mayor que la varianza no explicada
2. Test de Wald: Este modelo ayuda a determinar si una a una si las variables son significativas
3. Tabla de Clasificación: Ofrece un análisis de la bondad de ajuste evaluando que si se clasifique correctamente los asociados en Default y No Default
4. Curva Cor O ROC Curve: Es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad
5. K-S TEST: Es una prueba que ayuda a determinar la bondad de ajuste de dos distribuciones de la probabilidad
6. Dentro de la ecuación las variables que resultaron significativas fueron:
 - Plazo
 - Garantía
 - Genero
 - Tipo de vivienda
 - Antigüedad en la cooperativa
 - Edad

7. Score Distribution: En este modelo se cumplió el principio de Monotonicidad el cual indica que a medida que los puntajes disminuyen, los niveles de riesgo de la cartera aumentan.

2. Conclusiones

El modelo determina como asociados bueno el 66% y malos el 74% lo cual nos indica que el modelo tiene un alto nivel de predicción dado que separa los asociados en dos grupos (Default y No Default). Las variables utilizadas en el modelo son significativas. Para la cooperativa es indispensable que pueda contar con una herramienta estadística dado que puede disminuir la probabilidad de que incurran en pérdida y que se generen impagos, así como aumentar la rentabilidad de los asociados. Como recomendación se establece calibrar el modelo cada 6 meses esto con el objetivo de analizar los comportamientos de las variables utilizadas en el modelo.

2.4.2 Comparación De Modelos De Riesgo De Crédito: Modelos Logísticos Y Redes Neuronales

El sistema de credit scoring es el método que utilizan las entidades financieras para automatizar la toma de decisiones en cuanto a productos masivos, que son solicitados por miles de personas, y de esta manera facilitar y acelerar el proceso. Para dicho sistema se han desarrollado diferentes modelos y algoritmos, incluyendo las regresiones lineales, logísticas, redes neuronales, entre otras.

El objetivo principal de este estudio de (Becerra, 2014) es comparar la predicción en cuanto a riesgo se refiere de las regresiones logísticas y las redes neuronales haciendo uso de varias funciones de costos. Esta comparación se realizará en un portafolio de tarjetas de crédito de una institución financiera colombiana.

Recolección y preparación de la data

La base de datos utilizada para la construcción de los modelos es de un portafolio de tarjetas de crédito de una entidad financiera colombiana. Cabe resultar que dichos modelos son

“modelos de comportamiento”, cuya función es determinar si los clientes que están vinculados a la entidad financiera son buenos/malos.

La categorización de los clientes entre buenos/malo se define como la variable dependiente. Según Siddiqi (2006) en modelos de comportamiento los clientes malos son aquellos que alcanzan una mora mayor a 60 o 90 días en una ventana de 12 meses, exigida por el Acuerdo de Basilea II y la Superintendencia Financiera de Colombia.

Adicionalmente, se tuvieron en cuenta 35 variables explicativas que se dividen en tres tipos: discretas, continuas y dummies. Además, se clasifican en 5 subgrupos: antigüedad, comportamiento de la utilización, comportamiento de los pagos, comportamiento de las moras y estados de los clientes.

Se calculó el estadístico D de la prueba KS⁷, donde cuanto mayor sea este, mayor será el poder predictivo. Lo que resultó, es que las variables del grupo “comportamiento de las moras” tienen un mayor KS debido a que son la misma variable dependiente.

Para este estudio, se excluirán las observaciones de aquellos clientes que sean definidos como “malos” (+90 días de mora), por lo tanto, la entidad financiera no está interesada en tener una predicción de su comportamiento.

Además, se verán excluidos clientes con menos de 6 meses de antigüedad al momento de la calificación, debido a que para estos clientes son utilizados “modelos de origenación” para predecir el comportamiento de clientes nuevos.

Para la construcción de los modelos se utilizará una muestra (70%) inicialmente y una segunda muestra (30%) para validar los resultados de este.

⁷ Kolmogorov-Smirnov, prueba para comparar dos distribuciones, en este caso “buenos” y “malos”

Comparación de la habilidad de predicción

Con la finalidad de realizar un análisis completo, se realiza antes la revisión de las funciones de costos para comparar los modelos. Estas revisiones se realizaron a través de las siguientes metodologías:

- Test de dos muestras de Kolmogorov-Smirnov
- Estadístico c o curva ROC
- Estadístico Hosmer-Lemeshow

Resultados

- Modelo logístico

Se estimaron varios modelos logísticos, pero algunos fueron descartados por la significancia o por variables con signos contraintuitivos. Cabe resaltar que el proceso de selección de variables consistió en:

1. Modelo con el total de variables
2. Modelos descartando variables no significativas al 5% iterativamente
3. Modelos descartando variables no lógicas
4. Inclusión/exclusión de variables descartadas/aceptadas revisando el estadístico D por variable y la matriz de correlaciones

Finalmente, se tomó el modelo en el que todas las variables fueron significativas a un 1% y se revisó la lógica de todas las variables. Dando como resultado la siguiente ecuación:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(2.08 - 1.17X_1 + 0.01X_2 - 1.18X_3 - 1.48X_4 - 1.83X_7 + 0.09X_{14} - 0.97X_{19} + 0.28X_{25} + 0.09X_{15})}}$$

Como se nombró anteriormente, las variables son significativas globalmente y separadamente a un nivel del 1%. Además, este modelo cuenta con un estadístico D de 0.560 y 0.557 en la muestra de estimación y validación respectivamente. Por otro lado, el estadístico c fue de 0.864 y 0.862.

- Modelo de red neuronal

En primer lugar se estimaron modelos de redes neuronales *feedforward*⁸ utilizando las mismas variables del modelo logístico, con una función de activación arco tangente (tanh) y en la última capa (output layer) una función de activación logística, en búsqueda de que el resultado tenga un rango (0,1), variando el número de capas ocultas y unidades ocultas en cada capa. De dicho ejercicio, se obtuvo que la arquitectura con un estadístico *c* más alto es aquella con 3 capas ocultas y 3 unidades ocultas por capa.

Este modelo consiguió un estadístico D de 0.573 y 0.569 en la muestra de estimación y validación respectivamente. Para el estadístico *c* el resultado fue de 0.870 y 0.870.

Comparación entre modelos

El modelo de redes neuronales obtuvo un estadístico D 0.0088 mayor que el modelo logístico. De igual manera, el modelo de redes neuronales tiene un estadístico *c* de 0.0052 mayor que el modelo logístico. Además, se demostró que en menos del 1% de los modelos el estadístico D y *c* es igual o menor al logístico, lo que implica que los estadísticos del modelo de redes neuronales son estadísticamente mayores que los del modelo lógico.

2.4.3 El Modelo De Calificación Crediticia Z- SCORE

Este trabajo de (ORTEGA, MARTINEZ , & VALENCIA , 2010) consiste en evaluar la solvencia financiera de las compañías las cuales son clientes de HB Fuller Colombia Ltda., así como pronosticar el comportamiento de pago en los futuros clientes. El modelo se desarrolló con la base de datos que contiene la información financiera de empresas en el periodo comprendido entre los años 2001 a 2005 la cual se suministró por medio de la página web de la superintendencia de sociedades de Colombia y por la compañía HB Fuller Colombia Ltda., utilizando como herramienta estadística Statgraphics Plus 5.1. Donde a través de la función discriminante se obtiene que el modelo z-score de altman es un buen

⁸ Prealimentada en español. Este modelo es una red neuronal artificial donde las conexiones entre las unidades no forman un ciclo.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XXXVII

predictor de la solvencia financiera de los clientes de la compañía HB Fuller Colombia Ltda. En el que la calificación que se obtuvo con el modelo desarrollado en el periodo anteriormente mencionado fue de un 93.1% lo que indica que es una metodología para la validación de riesgo crediticio adecuada.

El modelo de Altman es una herramienta de predicción de insolvencia desarrollada por el Dr. Edward Altman en 1968. Donde a través de la identificación de combinaciones lineales de los indicadores financieros más importantes de las compañías se busca clasificarlas teniendo en cuenta su probabilidad de incumplimiento. Para lo anterior Altman busco que el modelo:

- 1- Identifique cuales indicadores son importantes para descubrir un potencial de incumpliendo
- 2- Definir los Pesos que se le asignaría a cada uno de los indicadores seleccionados
- 3- Como se podrían definir esas ponderaciones del inciso anterior de manera objetiva.

Para lo anterior Altman recopiló 22 ratios financieros clasificados en 5 grupos (Apalancamiento, Rentabilidad, Liquidez, Solvencia y Actividad) Con el objetivo de llegar finalmente a tener un grupo de variables más pequeño. Realizo pruebas de significancia estadística obteniendo así 5 variables de las 22 iniciales las cuales eran las que mejor predecían la quiebra en una compañía. Resultando la siguiente función discriminante:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + V_3X_3 + V_4X_4 + V_5X_5$$

Donde:

X1: Capital de trabajo/ activos totales

X2: Utilidades retenidas/Activos totales

X3: Utilidades retenidas antes de intereses e impuestos/ activos totales

X4: Valor en libros del patrimonio/ Valor pasivos totales

X5: Ventas/Activos totales

Vi: Pesos de cada una de las variables

Z: Puntaje Total Z-score

Dentro las limitaciones de este modelo es que no considera las variables exógenas que pueden afectar la probabilidad de incumpliendo es por ello que en la etapa de desarrollo de la ecuación discriminante se evalúa la exactitud de este modelo por medio de errores de clasificación analizando el número de individuos que se clasificaron de manera correcta e incorrectamente en dos grupos así:

- **Error tipo 1:** % de compañías que tienen problemas que se clasificaron como sin problemas.
- **Error tipo 2:** % de compañías sin problemas que se clasificaron como con problemas.

El coeficiente de correlación canónica ayuda a considerar la importancia de las funciones discriminantes donde al igual que el auto-valor miden las desviaciones de las puntuaciones discriminantes entre los grupos respecto a las desviaciones dentro de los grupos. (Gil, 2001).

Hay que tener en cuenta que un alto valor de este coeficiente indica que hay una relación entre los valores de pertenencia y los valores de la función discriminante. Por tanto, lograr maximizar el coeficiente es un indicio para mejorar la exactitud del modelo discriminante, también existe un estadístico denominada Lambda Wilks la cual mide las desviaciones dentro de cada grupo respecto a las desviaciones totales sin distinguir los grupos. (Carvajal, 2003)

Desarrollo del Modelo

Inicialmente se realizó la compilación y depuración de la información financiera de las compañías como Balance General y Estados de resultados de 61 clientes. Teniendo esta información se desarrollaron los indicadores y el modelo utilizando la herramienta de estadística Statgraphics Plus 5.1. Este modelo es pulido con las diferentes investigaciones de campo, así como la experiencia de la compañía HB Fuller Colombia Ltda. Es importante mencionar que esta compañía contaba con 158 clientes en Latinoamérica sin embargo para evitar sesgos en la información por causa de la norma contable de cada país se toman en cuenta solamente los clientes nacionales. Para cada una de las compañías se hizo el cálculo de los cinco razones financieras propuestas por el modelo de Altman.

Una vez se obtuvieron los 61 clientes se realizó una clasificación en 2 grupos Compañías sin problemas (Estado 1) y Compañías con problemas (Estado 0). Donde se obtuvieron un total de 12 compañías que tienen un historial de manejo de crédito, segmentándolas dentro del grupo de Estado 1 lo que nos indica que tienen una baja probabilidad de incumplimiento. Por otro lado, se obtuvieron 10 compañías con un historial de manejo de crédito malo, es decir

que tienen una alta probabilidad de incumplimiento de sus obligaciones las cuales se clasificaron dentro del grupo Estado 0. Teniendo clasificadas las empresas por medio del Software Statgraphics Plus 5.1 se utilizó el método multivariante del análisis discriminante elaborando 107 casos con el objetivo de diferenciar entre los dos niveles de estado, así como se incluyeron 5 variables pronosticadas teniendo como P-valor inferior a 0.05 con un 95% de nivel de confianza. Después de mejorar la discriminación en cuanto al Autovalor, Lamda Wilks y la Correlación Canónica se obtiene la siguiente ecuación:

$$Z = 4.2999X_1 + 5.24192 X_2 + 3.5918 X_3 - 0.0298028 X_4 + 2.00152X_5 - 1.9623$$

Posteriormente se construyó el corte discriminante C utilizando los discriminantes promedios de cada uno de los Estados (1) y (0) y los coeficientes no estandarizados. Se obtiene:

$$C = 0.10752963$$

Lo que indica que un valor Z-score inferior a 0.10752963 será catalogada en el Estado 0 y si se tiene un valor mayor a este valor estará en el estado 1.

Conclusiones y Recomendaciones

La tabla de clasificación desarrollada por el modelo demuestra una precisión del 93.81 % donde al efectuar el proceso de Backtesting que confirme la solidez del modelo se obtuvo que el error tipo II (Empresas que no tienen problemas son clasificadas como con problemas) en la clasificación remanente de 6.19% indicando sesgo pequeño cuando las empresas se encuentran en el campo de no-decisión y dada la tendencia general de clasificarlos en grupos con problemas. Finalmente se determina que la variable X_5 es la que mayor contribuye al carácter discriminatorio del modelo desarrollado para la compañía.

2.5 Metodologías Generales

2.5.1 *Las Cinco C's Del Crédito*

Es un método usado por muchas entidades financieras que ayudan a identificar y evaluar una solicitud de riesgo, con el objetivo de lograr realizar un estudio y saber si la persona tiene la capacidad para cumplir con esta obligación y poder concederle el crédito. (Logacho & Valenzuela)

- **Capacidad:** Hace referencia a la capacidad que tiene el solicitante para generar ingresos y que así pueda cumplir con la obligación. Para el análisis de este ítem es necesario hacer un estudio de los estados financieros; cada entidad financiera tiene unas políticas de evaluación para sus clientes, donde evalúan la capacidad de generación de ingresos en relación con las deudas que tenga. En otras palabras, ayuda a medir la posibilidad de que la persona cumpla con el crédito en el tiempo determinado en las que estipula el cumplimiento del pago.
- **Carácter:** Se tiene en cuenta la calidad y solvencia moral, reputación, así como el historial crediticio del solicitante. En general, se busca inferir en el comportamiento en años posteriores a través de los hábitos de pago y el comportamiento de pago que ha tenido en años anteriores. Todo esto sumado ayudará a la entidad financiera a determinar el comportamiento y cumplimiento del solicitante con el préstamo. Este análisis se debe hacer a través de elementos verificables; un ejemplo de estos elementos sería la solicitud de referencias comerciales.
- **Colateral:** Corresponde a los apoyos o elementos colaterales que dispone el solicitante para garantizar el cumplimiento de la obligación, en caso de entrar en mora o el incumplimiento de ese. Estos se evalúan teniendo en cuenta sus activos fijos y la garantía de una segunda fuente de pago que ayude a cumplir con la obligación. En caso de que la persona no cumpla, algunas de las alternativas que tiene el banco son: (Pagare, Fianza, garantía inmobiliaria, entre otras).
- **Condiciones:** Son los acuerdos o restricciones económicas que tengan que ver con las actividades del solicitante. En el caso de las empresas, si una empresa es solicitante de un préstamo y pertenece a un sector que está en crecimiento, esto

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLI

influirá positivamente y es más probable que se le conceda el préstamo. También se tiene en cuenta la finalidad que la empresa le dará al dinero que solicitó. Si la empresa lo emplea en inversión, es más probable que sea concedido el préstamo; si por el contrario estos fondos serán destinados en más gastos tendrá un impacto negativo en la decisión del banco.

- **Capital:** Consiste en medir la solidez financiera del solicitante del préstamo sin tener en cuenta a los no circulantes. Si hablamos de un propietario de una empresa, este debe tener sus ingresos propios invertidos en la empresa antes que optar por una entidad financiera. Ese es uno de los principales problemas de las empresas, la subcapitalización, donde no hay una cantidad establecida que el propietario debió invertir en su empresa antes de pedir un préstamo a una entidad.

2.5.2 Modelo Z-Score De Altman

El primer modelo multivariado de predicción de quiebras fue desarrollado por Altman (1968) a finales de la década de 1960. A raíz de este trabajo pionero de (Lizarzaburu, Análisis del Modelo Z de Altman en el mercado peruano, 2014), se han extendido múltiples métodos de predicción de fallas a los investigadores en finanzas, banca y riesgo crediticio.

Altman (1968) avanzó al desarrollar un modelo de análisis discriminante múltiple (MDA) llamado modelo Z-Score. Durante los siguientes 20 años, hizo contribuciones adicionales a la investigación de dificultades financieras.

La muestra inicial de Altman (1968) consistió en 66 empresas, con 33 empresas en cada uno de los dos grupos.

En el primer grupo, el tamaño de los activos promedio de estas empresas es de US \$ 6,4 millones, que varía entre US \$ 0,7 y US \$ 25,9 millones. Altman admite que, aunque todas las empresas son relativamente pequeñas y provienen de la industria manufacturera, el grupo no es homogéneo en términos de tamaño e industria.

Altman eliminó las empresas pequeñas (con activos totales de menos de \$ 1 millón) y las empresas muy grandes que fueron causadas por la falta de datos, ya que estas empresas rara vez quebraron durante este período. No coincide exactamente con el tamaño de los activos de los dos grupos, por lo que las empresas del grupo 2 son ligeramente más grandes que las empresas del grupo 1. Los datos recogidos por las empresas de los dos grupos son del mismo

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLII

año. Para el primer grupo, los datos provienen de los estados financieros del período de informe anterior.

Usando estados financieros, Altman compiló una lista de 22 razones económicas potencialmente importantes para su evaluación. El dividió estas variables en cinco tipos de ratios estándar: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Estas proporciones se eligen en función de su popularidad en la literatura y su potencial relevancia para la investigación. Al final la función discriminante estimada por Altman es la siguiente:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

donde X_1 = Capital de trabajo / Activos totales; X_2 = Ganancias retenidas / Los activos totales; X_3 = Beneficio antes de intereses e impuestos / Activo total; X_4 = Valor de mercado del capital social / Valor contable del pasivo total; X_5 = Ventas / Activos totales; Z = Índice general.

2.5.3 Modelo de elección Binaria discreta (Modelo Probit Y Logit)

“Son modelos de regresión no lineales diseñados específicamente para variables dependientes binarias. Debido a que una regresión con una variable dependiente binaria “Y” modeliza la probabilidad de que $Y=1$, tiene sentido adoptar una formulación no lineal que obligue a que los valores estimados estén entre 0 y 1. Debido a que las funciones de distribución de probabilidad acumuladas (f.d.a.) dan lugar a probabilidades entre 0 y 1, éstas se utilizan en las regresiones logit y probit. La regresión probit utiliza la f.d.a. normal estándar. La regresión logit, asimismo denominada regresión logística, utiliza la f.d.a. «logística».” (H. Stock & Watson, 2012).

En ambos casos, hay que utilizar técnicas de estimación por máxima verosimilitud, con algoritmos para realizar la estimación de β del modelo.

En las ciencias sociales estos modelos de variable dependiente binaria son utilizados comúnmente, por ejemplo, para analizar las decisiones de un banco sobre aceptar o no un préstamo, para estudiar decisiones de votar o no, temas de corrupción, entre otros. (Garza Vázquez, 2008)

Como finalidad principal de estos modelos es hallar la probabilidad de que un evento suceda condicionado a un grupo de características.

Regresión Probit

Este modelo de estimación surge de una función de distribución acumulativa (FDA) normal. Es importante tener en cuenta que en el modelo Probit se trabaja con probabilidades, es decir, la probabilidad de ser un individuo de tipo 1 o un individuo de tipo 0 dadas las características del individuo. (Georgia, s.f.)

La función que define este modelo es:

$$Y_i = \int_{-\infty}^{\alpha + \beta X_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-t^2}{2}\right)} ds + \varepsilon_i$$

Donde la variable t es una variable “muda” de integración con media cero y varianza uno. Dado que los modelos Probit no son lineales en sus parámetros, los estimadores se obtienen por medio de la máxima verosimilitud. Donde la variable dependiente del modelo depende de un índice de conveniencia no observable I_i determinada por una o varias explicativas. (Gujarati & Porter, 2010)

Así:

$$I_i = \beta_0 + \beta_k X_{ki}$$

Además, se supone que hay un umbral de índice denominado I_i^* donde si es el caso que $I_i > I_i^*$ ocurrirá el suceso.

Este modelo está basado en la teoría de la utilidad o de la perspectiva de selección racional con base en el comportamiento.

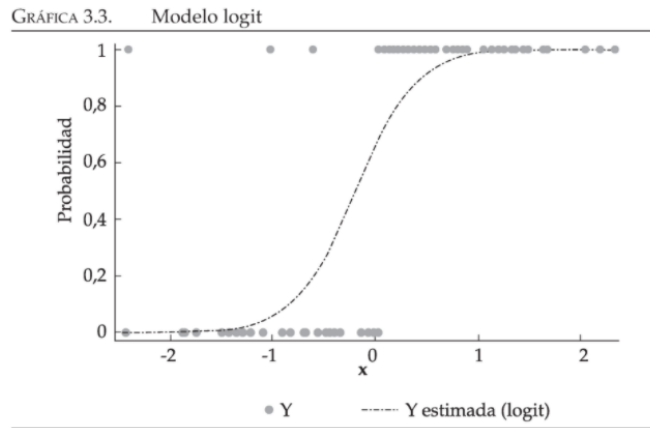
Modelo Logit

El modelo logit, se encuentra fundamentado en la función de probabilidad logística acumulada, ya que considera una distribución logística en el restante del modelo con variable latente. Además, es el método más empleado para estimar modelos probabilísticos.

$$P(Y = 1|X) = F(X\beta) = \frac{e^{x\beta}}{[1 + e^{x\beta}]}$$

La ecuación expone la función de distribución logística no lineal, describiendo la probabilidad de que se genere un evento ($Y=1$). De esta manera ocasiona que las estimaciones se encuentren en el intervalo $[0,1]$.

Ilustración 5. Función de distribución acumulativa logística como figura S



Fuente. Función de distribución acumulativa logística como figura S. Tomado de: (Gujarati, 2003)

2.5.4 Modelo de credimetrics

Fue desarrollado en 1997, por instituciones financieras de (Morgan, 1997). Es uno de los modelos más conocidos y utilizados a nivel mundial. Este pretende adaptar la teoría de portafolio de mercados crediticios, donde el riesgo de mercado se construye de carteras de crédito y se realiza la diversificación del riesgo de crédito, obteniendo el valor de riesgo (VaR).

El objetivo principal es calcular el VaR de crédito, suponiendo que se evidencia el riesgo crediticio. Depende de los cambios de calificación crediticia y la tasa de incumplimiento de deudores (Universitas Americarum). Este modelo puede ser utilizado por varias entidades como bancos comerciales, administradores de fondo de inversión, empresas que tengan portafolio de acreditados, las casas de bolsa y los bancos de inversión en operaciones con

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLV

contrapartes como (los swaps) y evaluar dichas transacciones por el riesgo adquirido a través de estadísticas como la pérdida esperada y el valor del VaR. (CAMPOS)

Creditmetrics se le designa como “marcar a mercado”, donde su componente principal es la matriz de transición relacionada con un sistema de calificación, midiendo la calidad del crédito, las pérdidas generadas por los incumplimientos del deudor y las variaciones en el valor de mercado de los créditos de cartera. (Universitas Americarum)

“Creditmetrics fundamenta la estimación de una Distribución de probabilidades de pérdidas y ganancias crediticias (DPP&GC) discreta, en lo que se denomina modelos de migración”, (Sánchez, 2005).

2.5.5 Modelo de Basilea

Se refiere a los acuerdos de supervisión bancaria creados por el comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB), el cual tiene como función fortalecer la solidez de los sistemas financieros.

El Marco de Basilea ha establecido diversos métodos para que los bancos calculen su capital regulatorio. Una opción es calcular el riesgo de forma estándar, y la segunda alternativa es emplear los modelos internos del banco. (Banco de pagos Internacionales , 2014) Esto debe ser aprobado por el supervisor.

El comité fue establecido en 1975 y está conformado por las once jurisdicciones miembros del grupo de G10 actualmente. “La normatividad que se instituye en Basilea, es fundamental para la medición del riesgo de crédito en las entidades financieras, estas instituciones deben administrar el capital con el que cuentan y con el cual deben cubrir todas las exposiciones de riesgos futuros.” (Alvarez Franco, Lochmuller, & Osorio , 2011).

El primer acuerdo llamado “Basilea I” fue publicado en 1988 teniendo en cuenta el capital como base principal de esta regulación bancaria. Es decir, que la solvencia de un banco está basada en su capital para afrontar la materialización de posibles riesgos. Este acuerdo presentó algunas debilidades en su aplicación por lo que hubo una necesidad de crear un nuevo acuerdo con mediciones asociadas a los activos bancarios, de esta manera, se crea “Basilea II” el cual se publicó en 2004. En Basilea II se hizo la mejora teniendo en cuenta que no todos los riesgos se pueden medir con exactitud y, por lo tanto, se sugiere considerar

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLVI

el riesgo operacional, liquidez de mercado y por último el riesgo de crédito. En general, Basilea II busca determinar los requerimientos de capital de cada tipo de riesgo mencionado anteriormente. (Sotelsek & Pavón, 2012)

Por último, el acuerdo de Basilea III se creó dado que la administración del capital debe tener en cuenta una relación entre el riesgo y el rendimiento combinando los instrumentos financieros con diferentes técnicas de evaluación; junto con esto, se incluye el análisis de las deficiencias encontradas en los sistemas financieros en la crisis del 2008 de los bonos subprime. Este acuerdo busca aumentar la calidad y la cantidad de capital, teniendo en cuenta todas las consecuencias se crearon normas para el riesgo de liquidez y sistémico. En conclusión, el comité de Basilea II busca finalmente implantar unas nuevas medidas para el capital y la liquidez, y de esta manera fortalecer la solvencia de todo el sistema financiero a nivel del mundo. (Nucamendi, Andres, Rosales, & Ricardo, 2012).

2.5.6 Modelo SARC (Sistema De Administración De Riesgo Crediticio)

Este modelo de administración del riesgo crediticio surge por la necesidad de llegar a minimizar el riesgo de contagio que venía a nivel mundial por parte de todas las entidades financieras que tuviesen crisis. Es por esto por lo que, en Colombia, la Superintendencia Financiera, el ente regulador como supervisor máximo, crea esta regulación “SARC”. Para de esta forma poder tener más control sobre cualquier actividad crediticia. Además, se evidenció la necesidad de ajustar las regulaciones locales junto con las mundiales que se registraban en Basilea. Según la circular Básica Financiera y Contable 100 de 1995, de la SFC (Superintendencia Financiera de Colombia) Capítulo II (Gestión del Riesgo de Crédito), el SARC funciona para mantener evaluado de forma adecuada el riesgo de crédito implícito en todos los activos. “Las siguientes entidades en Colombia según la circular, están obligadas a adoptar un SARC: Establecimientos bancarios, corporaciones financieras, compañías de financiamiento, cooperativas financieras, organismos cooperativos de grado superior y todas aquellas entidades vigiladas por la SFC que dentro de su objeto social principal se encuentren autorizadas para otorgar crédito” (Superintendencia Financiera de Colombia). Una entidad regulada debe evaluar permanentemente los riesgos contenidos en sus activos crediticios al emitir préstamos y durante todo su ciclo de vida (incluso durante la reestructuración). Para

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLVII

ello, la entidad debe diseñar y adoptar SARC, deben tener en cuenta los siguientes puntos básicos para obtenerlo⁹:

1. Políticas de administración del Riesgo crediticio (RC).
2. Procesos de administración del RC: En general el objetivo de este punto es hacer que la institución que aplique el SARC cuente con los debidos procesos para la identificación, medición y control del Riesgo Crediticio.
3. Modelos internos o de referencia para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas.
4. Sistema de provisiones para cubrir el RC.
5. Procesos de control interno.

Para un mejor funcionamiento de la SARC y una correcta aplicación de normas toda la cartera de créditos debe dividirse en 4 modalidades:

- ✓ Comercial: Estos créditos son las que se otorgan a personas naturales o jurídicas para desarrollar actividades económicas organizadas, las cuales son distintas a las otorgadas por el microcrédito.
- ✓ Consumo: Son fondos otorgados a personas naturales para la compra de bienes de consumo o pago de servicios con fines no comerciales, al igual que el anterior diferentes al microcrédito.
- ✓ Vivienda: Son préstamos para vivienda, independientemente del monto, son préstamos emitidos a personas naturales para la compra de viviendas nuevas o de segunda mano o para la construcción de viviendas particulares.
- ✓ Microcrédito: “Es el compuesto por las operaciones activas de crédito a las cuales se refiere el artículo 39 de la Ley 590 de 2000, o las normas que la modifiquen, sustituyan o adicionen, así como las realizadas con microempresas en las cuales la principal fuente de pago de la obligación provenga de los ingresos derivados de su actividad” (SFC, 2008)

El SARC debe establecer mecanismos de información en determinado tiempo, por ejemplo, puede ser por medio de folleros, carteleros, extractos, informes e internet, con los clientes y deudores de la entidad para comprender el alcance de su acuerdo con el centro de riesgos.

⁹ Información obtenida de la SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA. Capítulo II. En Circular Básica Contable (Circular Externa 100 de 1995)

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XLVIII

Finalmente, para generar el proceso del SARC, este debe estar dispuesto y contar con los procesos de auditoría brindado por la revisoría fiscal para el correcto diseño, implementación y operación del esquema de la administración del riesgo de crédito.

Es importante conocer que, bajo estas leyes, el índice de solvencia total se define como el valor del patrimonio tecnológico (calculado según el Decreto N ° 2555) dividido por el valor de los activos dividido por el nivel de crédito, riesgo de mercado y operacional, y se debe derivar el siguiente índice: al menos 9%. Además, la ratio de solvencia básico (valor liquidativo básico común dividido por el valor activo ponderado por los niveles de riesgo crediticio, de mercado y operativo) es del 4,5%. Para las entidades de importancia sistémica, existen otros "colchones" de capital.

3. Basilea III

3.1 Deficiencias del acuerdo estándar

El comité busca mejorar principalmente el método estándar de riesgo crediticio¹⁰ en diferentes aspectos: reducir el uso de calificaciones crediticias externas; incrementar la sensibilidad al riesgo, fortalecer el vínculo entre el método estándar y los métodos basados en calificación interna (IRB); y permitiendo así una mejor comparación de los requerimientos de capital interbancarios.

Dentro de las deficiencias del método estándar actual se encuentran: (Banco de pagos Internacionales , 2014)

1. La sobreutilización de las calificaciones crediticias externas: Si bien las agencias de calificación crediticia son de gran importancia en los mercados financieros, generando evaluaciones del crédito que proporcionan información que contribuye al análisis de las exposiciones del riesgo de crédito pueden generar insuficiencias ya que las exposiciones frente a las empresas no cuentan con calificación generando dificultades en la diferenciación del riesgo.
2. Escasa desagregación y sensibilidad al riesgo: Debido a la falta de estudio de algunos factores de riesgo importantes o la carencia de una delimitación de las categorías de exposición, se dan ponderaciones planas o una cantidad insuficiente de categorías de ponderación lo que dificulta la diferenciación de los diversos perfiles de riesgo.
3. Calibrados desfasados: Se considera que algunas ponderaciones por riesgo no reflejan el riesgo de algunas exposiciones correctamente.
4. Escasa comparabilidad y discrepancias de tratamiento con respecto a las exposiciones ponderadas con el método IRB: Es decir, hay diferencias que no permiten una correcta conciliación entre los métodos.
5. Exceso de complejidad y falta de claridad dentro de las normas: En el método estándar actual se encuentran categorías sujetas a la discrecionalidad nacional, de

¹⁰ Método estándar de Riesgo Crediticio: Medición a partir de calificaciones externas del crédito.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales L

manera que no tiene una definición completa; por ende, se da la falta de claridad en cuanto al método de ponderación adecuado a cada exposición. Generando una transformación en cada jurisdicción y retos para los bancos de manera transfronteriza. El comité tiene en cuenta la igualdad de oportunidades; a riesgos iguales les debe retribuir los requerimientos de capital y las discrecionalidades nacionales, pero cuando no se necesiten deben excluir.

3.1.1 Ajustes propuestos en Basilea III

- Dada la crisis financiera mundial, el comité busca con el acuerdo de Basilea III mejorar los impactos negativos que tuvo este suceso en los mercados financieros, junto a los defectos identificados en el marco regulatorio estándar anterior. De esta forma, se permite que la banca respalde la economía productiva durante el ciclo económico. A continuación, se explicarán los ajustes más relevantes que se realizaron al marco regulatorio estándar: (BANCO DE PAGOS INTERNACIONALES , 2017)

Modelo estándar para el riesgo de crédito

- Perfeccionar la granularidad¹¹ y su sensibilidad al riesgo: En el acuerdo estándar de Basilea se empleaba la misma ponderación de riesgo a los préstamos hipotecarios. Con el acuerdo Basilea III se pretende tener en cuenta la relación préstamo-valor (LTV) correspondiente a la hipoteca.
- Al exigir que los bancos utilicen medidas adecuadas de manera eficaz, ejecutando un sistema que no se fundamente en calificaciones poco granular para los países que no aprueben la aplicación de calificaciones externas, por lo tanto, se establecen

¹¹ Granularidad: Se refiere a la diversidad de la cartera Recuperado de: <https://www.prucommercialre.com/que-es-la-granularidad/>

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LI

nuevos límites mínimos (output floor)¹² con el objetivo de obtener mejores condiciones competitivas de manera equitativa.

- Para las exposiciones con calificación en países que admiten el manejo de calificaciones crediticias, así como para banco y empresas se expone un método más granular para las exposiciones sin calificación.
- Buscando distinguir los diferentes tipos de exposiciones se genera un método más granular para las exposiciones minoristas. Dentro de este se encuentra la distinción entre líneas de crédito autorrenovables y la línea de crédito que se utiliza fundamentalmente para facilitar las operaciones.
- Para las exposiciones ante los bancos, se reajustaron las ponderaciones de riesgo de las exposiciones que tienen calificación; asimismo, la ponderación de riesgo de las exposiciones no calificadas es más refinada que la ponderación única actual. Se ha aplicado un trato especial a los bonos garantizados.
- Se ha incluido una tabla de valores más granular para las exposiciones de las empresas. Aquellas que son pequeñas y medianas empresas (pymes) adoptan su propia ponderación, y generan un procedimiento específico para las exposiciones a financiación de proyectos de aquellos bienes y productos esenciales.
- En el caso de la deuda subordinada y acciones, se aplica un método más granular; mientras que el método estándar realizaba una ponderación por riesgo única.
- Ha habido un aumento en la sensibilidad al riesgo para las exposiciones garantizadas con bienes raíces residenciales. Esto al sustituir el peso único actual por ponderaciones fundadas en la relación LTV del préstamo hipotecario, que manifiesta de una manera más conveniente la disparidad en los segmentos del mercado.
- En el caso de las exposiciones que son garantizadas por bienes raíces tipo comercial, se desarrollan métodos más sensibles al riesgo que los implementados habitualmente.
- Para el caso de las partidas fuera de balance, se han cambiado los factores de conversión del crédito, que se emplean para acordar el importe de una exposición

¹² Output floor: Establece un límite del capital que un banco puede conseguir aplicando modelos internos en lugar del método estándar Recuperado de https://www.bis.org/bcbs/publ/d424_inbrief_es.pdf

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LII

que se va a ponderar por riesgo. Para que estos sean más sensibles al riesgo, con la implementación de CCF positivos para compromisos incondicionalmente cancelables (UCC).

Métodos basados en calificaciones internas para el riesgo de crédito

Como consecuencia de la crisis financiera se evidenciaron deficiencias en el método basado de calificaciones internas (IRB), entre las cuales se encuentran una alta complejidad y la ausencia de comparabilidad en los requerimientos de capital, así como la falta de solidez en la modelización de algunos activos. Por consiguiente, el comité realizó los siguientes ajustes: (BANCO DE PAGOS INTERNACIONALES , 2017)

1. Para algunos tipos activos se eliminó la aplicación del método de calificaciones internas avanzado (A-IRB).
2. En los activos en los que se permite la aplicación de los métodos IRB se busca garantizar un mínimo moderado en la probabilidad de incumpliendo (PD) junto con la pérdida en caso de incumplimiento (LGD) llamado input floors.
3. Para minimizar las variaciones de los RWA¹³ ,se han detallado las prácticas de la estimación de sus parámetros.

En conclusión, el propósito de la creación de Basilea III es brindar las herramientas y medidas necesarias mejorando la capacidad del sistema bancario para responder a los shocks económicos y financieros, logrando así una mejor estabilidad financiera global.

3.2 Implementación de los acuerdos de Basilea en Colombia

Basilea I y II

En este país, se han implementado los distintos elementos de las recomendaciones propuestas en el acuerdo de Basilea I y Basilea II. Se orienta la medición del riesgo crediticio a seguir

¹³ RWA: son una estimación del riesgo que determina el nivel mínimo de capital regulador que un banco debe mantener para poder hacer frente a pérdidas inesperadas. Recuperado de https://www.bis.org/bcbs/publ/d424_inbrief_es.pdf

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LIII

estándares como el SARC y cumplir con las regulaciones establecidas por la Superintendencia Financiera para el acuerdo.

Al transcurrir estos últimos años la SFC ha venido realizando el proceso para la adopción de los nuevos acuerdos de Basilea III ayudando a robustecer la estabilidad financiera. Ya que su propósito es hacer que los bancos aumenten sus reservas de capital para afrontar posibles pérdidas, se emitió el Decreto N°1477 de 2018 y el Decreto N°1421 de 2019 (incorporado al Decreto N°2555 de 2010). Bajo estas leyes, el índice de solvencia total se define como el valor del patrimonio técnico (medido por el Decreto N ° 2555) dividido por el valor de los activos por el nivel de riesgo crediticio (Ministerio de Hacienda y Crédito Público , 2010), riesgo de mercado y operacional, se debe derivar el siguiente índice: al menos 9%. Además, el ratio de solvencia básica (valor del patrimonio básico neto dividido por el valor del activo ponderado por los niveles de riesgo crediticio, de mercado y operativo) es del 4,5%. Para las entidades de importancia sistémica, existen otros "colchones" de capital. (Daniel, 2019)

Según un análisis de la SFC, se determina que el aumento en el nivel de capital reglamentado en Basilea III traerá altos retornos a la economía con muy buenos beneficios, ya que reduce la posibilidad de una crisis financiera. (Alvarez Franco, Lochmuller , & Osorio Betancur, 2011)

Basilea III

En 2019 la superintendencia financiera de Colombia emitió el Decreto 1477 de 2018 y el Decreto 1421 de 2019 (estos fueron integrados en el Decreto 2555 de 2010) se estable que la relación de solvencia está definida por:

$$\frac{\text{Valor patrimonio tecnico}}{\text{Valor de activos por nivel de riesgo crediticio, mercado y operacional}}$$

Tomado de: (Ministerio de Hacienda y Crédito Público , 2010)

Teniendo en cuenta que el valor del patrimonio técnico es calculado con base al Decreto 2555, lo anterior debe arrojar un valor porcentual de al menos 9%. Por otro lado, la relación de solvencia básica calculada con la siguiente formula: (Ministerio de Hacienda y Crédito Público , 2010)

Valor patrimonio basico ordinario neto

Valor de los activos ponderados por nivel de riesgo crediticio, mercado y operacional

Tomado de: (Ministerio de Hacienda y Crédito Público , 2010)

Esta relación se fijó en 4,5%, teniendo en cuenta que para entidades financieras que tienen un impacto sistémico hay colchones adicionales de patrimonio.

Todas las regulaciones establecidas en estos decretos son para instituciones financieras, organismos corporativos que tengan un grado superior. Se estima que la aplicación de este acuerdo en las instituciones crediticias en Colombia será en 3 años. Con la firma de estos decretos es necesario que la SFC (Superintendencia financiera de Colombia) realice unos ajustes respecto a las instrucciones y formatos para la correcta publicación de la información de su patrimonio técnico y el margen de solvencia que poseen. Por lo anterior, la SFC creó un nuevo capítulo en la circular Básica Contable y Financiera donde se muestran una serie de formatos para este reporte. Por otro lado, los objetivos que tiene la superintendencia con esta información es la verificación del cumplimiento de las normas respecto al margen de solvencia y requerimientos de capital para los establecimientos de crédito; así como también tener en cuenta la autoliquidación de las sanciones que se realizan por el incumplimiento de las reglas anteriormente descritas.

Adicionalmente la SFC realizó un estudio del impacto que tendría la ampliación del requerimiento de capital en los bancos colombianos, y determinó que generaría beneficios a la economía. Esto debido que disminuiría la probabilidad de que se desarrolle una crisis financiera. También se indicó que a pesar del incremento en 100pb en el nivel de capital, estaría ligado a un incremento de 17 pb en el margen de intermediación y también en una reducción en el PIB de 0,11%. Esto sería un costo muy alto teniendo en cuenta que Colombia es uno de los países latinoamericanos que tiene menor crecimiento económico en todo esto en el largo plazo; por otro lado, a corto plazo se espera que la implementación de este acuerdo

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LV

traería un costo moderado. La SFC espera que sea un costo de 0,2% del PIB esto durante la fase de transición afectando así al consumo y la inversión.

4. Encuesta de Calidad de vida del DANE

La encuesta de calidad de vida (ECV) es una operación estadística que el DANE realiza con el objeto de recoger información sobre diferentes aspectos y dimensiones del bienestar y las condiciones de vida de los hogares. Incluyendo temas como: el acceso a bienes y servicios públicos, privados o comunales, salud, educación, atención integral de niños menores de 5 años, entre otros. La consideración de estos aspectos hace posible realizar posteriores análisis a los factores que explican los diferentes niveles de vida existentes en la sociedad. (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2020)

El formulario del año 2018 cuenta con 11 capítulos, los cuales son: (Datos de la vivienda, Servicios del hogar, Características y composición del hogar, Salud, Atención integral de los niños y niñas menores de 5 años, Educación, Fuerza de trabajo, Tecnologías de información y comunicación (TIC), Trabajo infantil, Tenencia y financiación de la vivienda que ocupa el hogar, Condiciones de vida del hogar y tenencia de bienes. Para el año 2019 se añade un capítulo especial de uso de energéticas en el hogar, y por segundo año consecutivo esta encuesta tuvo desagregación departamental por lo tanto se tendrá información por nacionales, regiones, cabecera, departamentos, rural disperso y centros poblados. Esta encuesta de calidad de vida nace ante la necesidad de caracterizar la población que se tiene en cuenta en el bienestar de los hogares. Se creó en 1986 con ayuda de la Organización de las Naciones Unidas (ONU), Departamento Nacional de planeación (DNP) y UNICEF en el desarrollo del proyecto ISPA cuyo objetivo era identificar las personas que se encontraban en condiciones de pobreza y así poder ubicarlas espacialmente. Los resultados de esta encuesta se publican anualmente a través de boletines técnicos, comunicados de prensa y anexos estadísticos en formato Excel. (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2020)

Teniendo en cuenta la gran importancia de la cantidad de dimensiones que se abordan en la encuesta de calidad de vida algunas de las variables más importantes son:

A) Indicadores de viviendas y hogares

- HV: Establece la cantidad de hogares que hay en promedio en cada vivienda

$$HV = \frac{\text{Total de hogares}}{\text{Total de viviendas}}$$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LVII

- PH: Determina la cantidad de personas que hay en promedio en cada hogar

$$P H = \frac{\text{Total de personas}}{\text{Total de hogares}}$$

- Población por grupo de edad: es el porcentaje de personas para un grupo de edad establecido.

$$\% \text{Poblacion en grupo de edad establecido} = \frac{\text{Total de personas en grupo de edad establecido}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

B) Indicadores de acceso a servicios públicos:

- HSEE: Corresponde al porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de energía eléctrica

$$HSEE = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de energia electrica}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

- HSG: Corresponde al porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de gas natural conectado a red publica

$$HSG = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de gas natural conectado a red publica}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

- HSA: Corresponde al porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de acueducto público, privado o comuna.

$$HSA = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de acueducto}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

- HSAL: Corresponde al porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de alcantarillado

$$HSAL = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de alcantarillado}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

- HSTF: Corresponde de hogares que cuenten con el servicio de teléfono fijo corriente o tradicional.

$$HSTF = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de telefono fijo}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LVIII

- HSTC: Corresponde de hogares en los que alguno de sus miembros cuenta con el servicio de teléfono celular.

$$HSTC = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de telefono celular}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

- HSRB: Corresponde al porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de recolección de basuras.

$$HSRB = \frac{\text{Hogares que cuentan con servicio de recoleccion de basuras}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

C) Indicadores de tenencia de la vivienda

- HPV: Corresponde al porcentaje de hogares que tienen vivienda propia, totalmente pagada o que estén pagando

$$HPV = \frac{\text{Hogares conviven da propia}}{\text{Total de hogares}} * 100$$

D) Indicadores de pobreza subjetiva

- HPo: Corresponde al porcentaje de hogares que se considera pobre según opinión del jefe(a) o cónyuge.

$$HPo = \frac{\text{Hogares que se consideran pobres}}{\text{total de hogares}} * 100$$

- HIN: Corresponde al porcentaje de hogares que, según opinión del jefe o cónyuge, consideran que su ingreso no alcanza para cubrir los gastos mínimos.

$$HIN = \frac{\text{hogares cuyos ingreso no alcanza para cubrir gastos minimos}}{\text{total de hogares}} * 100$$

- HIA: Corresponde al porcentaje de hogares que, según opinión del jefe o cónyuge, consideran que el ingreso cubre más de los gastos mínimos

$$HIA = \frac{\text{hogares cuyo ingreso alcanza para cubrir mas de los gastos minimos}}{\text{total de hogares}} * 100$$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LIX

E) Indicadores de salud

- ASS: Corresponde al porcentaje de personas que manifiestan estar afiliadas al Sistema de Seguridad Social en Salud en calidad de cotizantes o beneficiarios(as).

$$ASSS = \frac{\text{Personas afiliadas al sistema de seguridad social en salud}}{\text{Total de personas}} * 100$$

- PE: Corresponde al porcentaje de personas que en los últimos 30 días estuvieron enfermas, pero no requirieron hospitalización

$$PE = \frac{\text{Personas que estuvieron enfermas en los últimos 30 días}}{\text{Total de personas}} * 100$$

- NNCCD: Corresponde al porcentaje de niños y niñas menores de seis años que llevados a control y crecimiento.

$$NNCCD = \frac{\text{Niños y niñas de 6 años que llevan a control de crecimiento y desarrollo}}{\text{Total de niños y niñas menores de 6 años}} * 100$$

F) Indicadores de atención integral de los niños y niñas menores de cinco años.

- NNA: corresponde al porcentaje de niños y niñas menores de cinco años que asisten a un hogar comunitario, jardín, CDI o colegio.

$$NNA = \frac{\text{Niños y niñas menores de 5 años que asisten a hogar comunitario, jardín, cdi o colegio}}{\text{total de niños y niñas menores de 5 años}} * 100$$

G) Indicadores de educación

- TAE: Se define como la proporción de la población en un rango de edad determinado que asiste a un centro de educación formal.

$$TAE = \frac{\text{poblacion asistente en el rango de edad}}{\text{poblacion en el rango de edad}} * 100$$

H) Indicadores de tecnologías de la información y la comunicación (TIC)

- UCCL: Corresponde al porcentaje de personas de 5 años y más que manifiestan usar computador (de escritorio, portátil o tableta).

$$UCCL = \frac{\text{Personas de 5 años y mas que usan computadores en cualquier lugar}}{\text{total de personas 5 años y mas}} * 100$$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LX

- UICL: corresponde al porcentaje de personas de 5 años y más que manifiestan usar Internet en cualquier lugar y desde cualquier dispositivo.

$$UICL = \frac{\textit{Personas de 5 años y mas que usan internet}}{\textit{total de personas 5 años y mas}}$$

5. Modelo de Componentes Principales

“El análisis de componentes (factores) principales (ACP) son más un medio para un fin que un fin en sí mismo, porque con frecuencia sirven como pasos intermedios en investigaciones más amplias” (Richard A. Johnson, 2008)

Se parte de un modelo con regresión poblacional. En este se tienen unas variables que pueden estar relacionadas entre sí; se busca minimizar este efecto de multicolinealidad transformando un conjunto de variables correlacionadas en otro conjunto de componentes no correlacionados. Por medio del criterio de máxima variabilidad acumulada se busca la mínima pérdida de información. (Gonzalez Leon, Llinás Solano, & Tilano, 2008) Hay que tener en cuenta que una de las ventajas del ACP es que puede ayudar a determinar un número más pequeño de variables que resuma la máxima variabilidad de las iniciales, con las cuales se pueda elaborar una matriz de Varianza- Covarianza, de tal manera que se invierta y se pueda definir el modelo a usar.

El ACP explica la estructura de varianza-covarianza de un conjunto de variables mediante algunas combinaciones lineales no correlacionadas ($Y_1, Y_2 \dots \dots Y_p$), cuyas varianzas son tan grandes como sea posible.

Los objetivos principales son reducir la cantidad de datos y su interpretación. Donde se requieren p componentes para desarrollar el sistema total de variabilidad, esta se puede entender por un número pequeño k de los componentes principales. De esta manera, los componentes principales k pueden sustituir las variables p iniciales. El conjunto preliminar de datos, consta de n mediciones en p variables, se reduce a un conjunto de datos de n mediciones en k componentes principales.

Teniendo en cuenta que los modelos deben cumplir con el principio de parsimonia esto se refiere a la utilización de la menor cantidad de variables en una estimación.

Un conjunto de P variables puede representarse como una FRP (función de regresión poblacional) de la siguiente manera:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p + \mu$$

Teniendo en cuenta que ($X_1, X_2, X_3, \dots \dots X_p$) Pueden estar asociadas por efecto de variables redundantes.

Sea la matriz de covarianza asociada con los vectores aleatorios $x' = (X_1, X_2, X_3, \dots \dots X_p)$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXII

Teniendo en cuenta los pares del vector eigenvalue $\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_p \geq 0$.

Considerando la combinación lineal

$$\begin{aligned} Y_1 &= a'_1 X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p \\ Y_2 &= a'_2 X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p \\ &\vdots \\ Y_p &= a'_p X = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p \end{aligned}$$

Luego se tiene obtiene

$$\text{Var} (Y_i) = a'_i \Sigma a_i \quad i = 1, 2, \dots, P$$

$$\text{Cov} (Y_i, Y_k) = a'_i \Sigma a_k \quad i, k = 1, 2, \dots, P$$

El primer componente principal es la combinación lineal con máxima varianza, es decir, maximiza $\text{Var} (Y_1) = a'_1 \Sigma a_1$.

Cada uno de los componentes principales ($Y_1, Y_2 \dots \dots Y_p$) es posible ordenarlos de tal forma que:

$$\text{Var} (Y_1) \geq \text{Var} (Y_2) \geq \dots \geq \text{Var} (Y_p)$$

Sea la matriz de varianza asociada Σ con el vector asociado $X' = [X_1, X_2 \dots X_p]$, sea los pares de eigenvalue-eigenvector $(\lambda_1, e_1) (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, luego el i-ésimo componente principal está dado por:

$$Y_i = e'_i X_1 = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p \quad i = 1, 2 \dots p \quad \text{(1-1)}$$

Con estas elecciones:

$$\text{Var} (Y_i) = e'_i \Sigma e_i = \lambda_i \quad i=1, 2 \dots p \quad \text{(1-2)}$$

$$\text{Cov} (Y_i, Y_k) = e'_i \Sigma e_k = 0 \quad i \neq k$$

Para conocer la varianza total de la población, se utilizará la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \text{Varianza total de la población} &= \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} \\ &= \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p \quad \text{(1-3)} \end{aligned}$$

Y, en consecuencia, la proporción del total de la varianza explicado por el k-esimo componente principal es:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXIII

Proporción del total de la varianza de la población debido a el k –

$$\text{esimo componente principal} = \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad k=1, 2, \dots, p \quad \text{(1-4)}$$

Para determinar la correlación entre los componentes Y_i y las variables X_k , se utiliza la siguiente la fórmula:

$$\rho_{Y_i, X_k} = \frac{e_{ik} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}} \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad \text{(1-5)}$$

Donde $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ son pares de eigenvalue-eigenvector de Σ .

Para entender de una manera más clara a continuación se explicará un ejemplo:

Supóngase que se tienen 3 variables X_1, X_2, X_3 las cuales tienen la siguiente matriz de covarianza.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 0 \\ -2 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Donde se puede verificar que los pares del eigenvalue-eigenvector son:

$$\lambda_1 = 5.83, \quad e'_1 = [.383, -.924, 0]$$

$$\lambda_2 = 2.00, \quad e'_2 = [0, 0, 1]$$

$$\lambda_3 = 0.17, \quad e'_3 = [.924, .383, 0]$$

Por lo tanto, los componentes principales serían:

$$Y_1 = e'_1 X = .383X_1 - .924X_2$$

$$Y_2 = e'_2 X = X_3$$

$$Y_3 = e'_3 X = .924X_1 + .383X_2$$

Se puede observar que en este caso la variable X_3 es uno de los componentes principales ya que no está correlacionada con las otras dos variables.

Utilizando la ecuación (1-2) se demostrará, por ejemplo:

$$\begin{aligned} \text{Var}(Y_1) &= \text{Var}(.383X_1 - .924X_2) \\ &= (.383)^2 \text{Var}(X_1) + 2(.383)(-.924)\text{Cov}(X_1, X_2) + (-.924)^2 \text{Var}(X_2) \\ &= .147(1) + .854(5) - .708(-2) \quad \text{(1-3)} \\ &= 5.83 = \lambda_1 \end{aligned}$$

Anexo Ecuación 1.3

Para determinar las varianzas y covarianzas de las variables es decir en este caso los (1,5,-2) se puede tomar como apoyo la siguiente tabla:

Tabla 1. Matriz de varianzas y covarianzas

	X_1	X_2	X_3
X_1	1	-2	0
X_2	-2	5	0
X_3	0	0	2

Fuente. Elaboración propia

Los datos de la diagonal (los que están en negrilla) corresponden a la varianza de cada X_1, X_2 y X_3 que serian 1,5,2 respectivamente, para conocer la covarianza entre X_1, X_2 (-2) se verificara en la intersección entre la fila y la columna de dichas variables.

$$\begin{aligned} \mathbf{Cov} (Y_1, Y_2) &= \mathit{Cov} (.383X_1 - .924X_2, X_3) \\ &= .383 \mathit{Cov} (X_1, X_3) - .924 \mathit{Cov} (X_2, X_3) \\ &= .383(0) - .924 (0) = 0 \end{aligned}$$

Se tiene que:

$$\sigma_{11} + \sigma_{22} + \sigma_{33} = 1 + 5 + 2 = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 5.83 + 2.00 + .17$$

Posterior a esto, se calcula la proporción del total de la varianza explicada por el primer componente principal.

$$= \frac{5.83}{5.83 + 2 + .17} = .73$$

Por otro lado, se puede evidenciar que los dos primeros componentes principales (Y_1, Y_2) explican el 98% de la información, por ende, pueden reemplazar las tres variables originales con la menor perdida de información.

$$= \frac{5.83 + 2}{5.83 + 2 + .17} = .98$$

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXV

Para determinar la correlación entre el componente principal Y_1 y las variables X_1 y X_2 se usará la ecuación (1-5)

$$\rho_{Y_1, X_1} = \frac{e_{11}\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{11}}} = \frac{.383\sqrt{5.83}}{\sqrt{1}} = .925$$

$$\rho_{Y_1, X_2} = \frac{e_{21}\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{22}}} = \frac{-.924\sqrt{5.83}}{\sqrt{5}} = -.998$$

$$\rho_{Y_2, X_1} = \rho_{Y_2, X_2} = 0 \quad \text{y} \quad \rho_{Y_2, X_3} = \frac{\sqrt{\lambda_2}}{\sqrt{\sigma_{33}}} = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{2}} = 1$$

A partir de los cálculos realizados la variable X_2 con coeficiente .924 recibe mayor peso en el componente Y_1 teniendo también la mayor correlación en valor absoluto con el primer componente. También se puede observar que la correlación de X_1 con Y_1 es casi tan grande como la de X_2 , lo que infiere que las dos variables son casi igualmente importantes para Y_1 .

6. Desarrollo Del Modelo

6.1 Descripción De Las Variables

Para el desarrollo del modelo se tuvieron en cuenta variables que tienen relación con las características, composición de hogar y condición de vida. Con el fin de que suministren información que garantice la captura de las mejores características de los agentes en el estudio de un perfil de crédito, las cuales son:

- Características y Composición del Hogar
- Educación
- Salud
- Fuerza de trabajo
- Servicios del Hogar

Los criterios que se analizaron para la selección de las preguntas en cada variable fueron en primer lugar, relevancia e impacto en el desarrollo de un score de crédito y, en segundo lugar, que la variable tenga varianza diferente de 0.

A continuación, se realizará una descripción de cada una de las variables anteriormente nombradas.

- 1. Características del Hogar:** Con esta variable se busca establecer los integrantes del hogar y su parentesco con el jefe(a) del mismo. También se identifican demográficamente los integrantes en aspectos como: lugar de nacimiento, sexo, edad, entre otros.

Generalmente el score de crédito que se aplica en las entidades bancarias excluyen estos aspectos del cálculo. Esto debido a que es un mecanismo de calificación crediticia que no tiene en cuenta factores subjetivos como los anteriormente mencionados. Sin embargo, estas características se tuvieron en cuenta en este proyecto ya que ayudan a identificar las particularidades de los individuos y lograr categorizarlos en los resultados del mismo. La pregunta que se tuvo en cuenta de esta variable para el desarrollo de este modelo fue:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXVII

Tabla 2. Variables Características y condiciones del hogar

VARIABLE	AÑO 2018 Y AÑO 2019
Características y condiciones del hogar	Estado Civil

Fuente. Elaboración propia

- 2. Educación:** El objetivo de esta variable es determinar las principales características educativas de la población de 5 años y más; en particular la tasa de alfabetización, la tasa de matrícula, el nivel educativo alcanzado y la duración de los estudios.

La variable educación fue tomada en cuenta debido a que se asume que, a mayor nivel educativo de una persona, tendrá mayores ingresos y será más consciente de tener una mejor educación y salud financiera.

Cuanto mayor sea el nivel educativo de una persona, mayor será el límite de la tarjeta de crédito que le otorguen las instituciones financieras. Esta es una de las conclusiones a las que llegan los investigadores Luis E. Arango y Lina Cardona-Sosa, quienes publicaron el artículo "Tarjetas de crédito para personas de bajos y medianos ingresos en Colombia: ¿Qué determina su uso?" en Borradores de Economía del Banco de la República.¹⁴ (Luis E. Arango, 2019)

Para la elaboración del modelo se tuvieron en cuenta las siguientes preguntas:

Tabla 3. Variables educación

VARIABLE	AÑO 2018 Y AÑO 2019
Educación	¿Cuál es el nivel educativo más alto alcanzado por... y el último año o grado aprobado en este nivel?
	¿Sabe leer y escribir?

Fuente. Elaboración propia

- 3. Salud:** El propósito de esta variable es obtener información sobre las personas que afirman pertenecer al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS) y su afiliación a través de regímenes. Además, investiga la percepción que tienen las

¹⁴ La serie Borradores de Economía es una publicación de la Subgerencia de Estudios Económicos del Banco de la República.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXVIII

personas sobre la salud de los miembros de la familia, existencia de enfermedades crónicas, función humana y fertilidad.

En este trabajo se consideró que es una variable de alta importancia debido a que se puede incurrir al incumplimiento de una obligación financiera por alguna condición y/o enfermedad. Esta también refleja las limitaciones físicas de la persona que puede condicionar su posición en el trabajo y por lo tanto su ingreso.

Para esta variable se tuvieron en cuenta las siguientes preguntas:

Tabla 4. Variables Salud

VARIABLE	AÑO 2018 Y AÑO 2019
Salud	¿A ... le han diagnosticado alguna enfermedad crónica? (enfermedad de larga duración y prolongados tratamientos como: enfermedades cardiovasculares, hipertensión, asma bronquitis crónica, gastritis, lupus, cáncer, gota, leucemia, diabetes, etc.)
	¿ A qué edad tuvo su primer hijo?
	¿Está afiliado (a) (cotizante o beneficiario (a) a alguna entidad de seguridad social en salud? (Entidad promotora de salud) EPS o entidad promotora de salud subsidiada (EPS-S)
	El estado de salud de... En general, es:

Fuente. Elaboración propia

4. Fuerza de trabajo: Esta variable establece las fuentes de ingreso de las personas de 12 años y más. Además, para quienes reciben ingresos laborales, busca determinar las características y condiciones del mismo, como el estado de afiliación en fondo de pensiones y fuentes de ingresos adicionales.

En el modelo, esta variable tiene gran relevancia dado la relación directa entre el ingreso y la adquisición de un crédito, debido a que dependiendo la capacidad financiera (ingresos) de una persona así mismo se evaluará el monto del crédito a otorgar. Por otra parte, influye en la calificación crediticia del individuo, de manera que tener ingresos estables que cubran sus obligaciones esto le permitirá mantener un historial crediticio óptimo, que se traduce en un buen scoring de crédito.

Se tomaron las siguientes preguntas:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXIX

Tabla 5. Variables Fuerza de Trabajo

VARIABLE	AÑO 2018 Y AÑO 2019
Fuerza de trabajo	¿ Está cotizando actualmente a un fondo de pensiones
	El mes pasado... ¿ Recibió algún ingreso por concepto de trabajo?
	El mes pasado, ¿...recibió subsidio familiar en dinero? - Valor \$
	El mes pasado, ¿... recibió primas (¿técnica, de antigüedad, clima, orden público? -Valor \$
	El mes pasado, ¿...recibió auxilio de transporte en dinero? - Valor \$
	El mes pasado, ¿...recibió algún ingreso por concepto de pensión de jubilación? -Valor \$
	El mes pasado, ¿...recibió algún ingreso en dinero para el sostenimiento de hijos(as) menores de 18 años? (incluya pensión de alimentación y contribución de padres ausentes - Valor \$
	El mes pasado, ¿...recibió algún ingreso por concepto de arriendos de casas, apartamentos, fincas de recreo, lotes, vehículos, maquinaria y equipo? - Valor \$
	Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió algún ingreso por concepto de ayudas en dinero proveniente de otros hogares o instituciones? (padres, hijos[as], familiares, amigos[as] - Valor \$
	Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió dinero por venta de propiedades? (casas, edificios, lotes, maquinaria, vehículos, electrodomésticos, etc.) - Valor \$
	Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió dinero por otros conceptos? (cesantías, intereses de cesantías, intereses por préstamos o CDT, rifas, etc.) - Valor \$

Fuente. Elaboración propia

5. Servicios del hogar: Esta variable muestra información relacionada con el número de habitaciones en el hogar, la calidad de los servicios públicos disponibles y la adopción de buenos hábitos de consumo de agua y energía.

Un individuo que demuestre tener una calidad de vida, específicamente en servicios públicos y condiciones del hogar, se asume que cuenta con una capacidad adquisitiva mayor por lo que tendría ingresos estables para cumplir con sus obligaciones.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXX

Teniendo en cuenta lo anterior, se tomó en consideración esta variable con las siguientes preguntas:

Tabla 6. Variables servicios del hogar

VARIABLE	AÑO 2018 Y AÑO 2019
Servicios del hogar	Incluyendo sala-comedor ¿de cuántos cuartos en total dispone este hogar?
	¿En este hogar tienen servicio de Gas Natural conectado a red pública?
	¿Con qué tipo de servicio sanitario cuenta el hogar?
	¿Cómo eliminan principalmente la basura en este hogar?
	Usar economizadores de agua para ducha y grifería
	El agua para preparar los alimentos, la obtienen principalmente de
	¿El hogar tiene cocina? (espacio exclusivo para preparar alimentos)
	¿En este hogar tienen servicio telefónico fijo?

Fuente. Elaboración propia

Adicionalmente, se tuvieron en cuenta los siguientes indicadores que suministra la encuesta de calidad de vida con el objetivo de identificar al individuo:

- Secuencia
- Directorio
- Orden

Por último, se utilizaron los siguientes parámetros que ayudan a tener un análisis más objetivo:

- Ingreso mensual total del hogar
- Cantidad de personas en el hogar

6.2 Elaboración Del Modelo

Para la elaboración del score de crédito se utilizará la metodología de componentes principales a partir de la Encuesta de calidad de vida (ECV) del DANE, donde se tomaron en consideración los años 2018 y 2019 para su estudio. En este, se realizó un corte con el objetivo de segmentar la población y descontar aquellas personas que son menores de edad y los adultos mayores, que después de cierta edad y ciertos ingresos no les permiten acceder a un crédito. Esta encuesta constituye una de las principales fuentes de los datos

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXI

macroeconómicos con las cuales se calculan indicadores para la toma de decisiones en aspectos económicos y sociales.

Las razones por las que se utilizó la técnica de componentes principales en este estudio de score de crédito son: debido a que ayuda en la reducción de la información y ya que la lógica propia que existe dentro de los requerimientos o variables que se utilizan para perfilar un cliente, existen variables que pueden tener algún tipo de asociación o relación. Un ejemplo claro de esta hipótesis son los ingresos, colaterales y garantías; es decir, si se genera una hipoteca se tiene una correlación con el ingreso y al tipo de vivienda que el individuo posee, entonces existe un tipo de dependencia frente a la clase de vivienda que puede llegar a tener la persona. Por ello, por medio de esta herramienta se busca tratar de perfilar a ciertos clientes a partir de la información suministrada en la ECV.

El objetivo de los componentes principales es capturar la mayor información que tenga relación por medio de la descomposición de la matriz de correlaciones y de covarianzas.

Para el desarrollo y ejecución del modelo se utilizó la herramienta estadística Stata12, donde se cargaron las bases de datos de las encuestas.

6.3 Análisis De Datos

La base de datos en el año 2019 cuenta con 289.742 registros y el año 2018 con 283.173. Después de realizar la construcción de los componentes principales usando el factor de expansión¹⁵, el cual nos ayuda a garantizar que se va a tratar de capturar toda la información disponible, se obtienen 24 componentes como se muestra en la ilustración 18 para el primer año y 19 para el siguiente, ubicadas en el apartado de Anexos. Dado que se necesita ortogonalizar la información, se realiza la rotación por medio de la varianza máxima teniendo como resultado 9 componentes principales.

¹⁵ “El factor de expansión es un ponderador que se aplica a cada unidad de estudio en la muestra para obtener una estimación poblacional, y se interpreta como la cantidad de unidades en la población que representa cada unidad en la muestra, ya se vivienda, hogar o persona.” Recuperado de: https://www.inec.cr/sites/default/files/_book/F.html

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXII

Ilustración 6. Componentes rotados 2018

```
. rotate, kaiser
```

Factor analysis/correlation

Method: principal-component factors	Number of obs =	3537
Rotation: orthogonal varimax (Kaiser on)	Retained factors =	9
	Number of params =	180

Factor	Variance	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	2.81850	0.77679	0.1174	0.1174
Factor2	2.04171	0.30924	0.0851	0.2025
Factor3	1.73248	0.27992	0.0722	0.2747
Factor4	1.45256	0.16856	0.0605	0.3352
Factor5	1.28400	0.15374	0.0535	0.3887
Factor6	1.13026	0.01253	0.0471	0.4358
Factor7	1.11773	0.03133	0.0466	0.4824
Factor8	1.08640	0.06190	0.0453	0.5277
Factor9	1.02450	.	0.0427	0.5703

LR test: independent vs. saturated: chi2(276) = . Prob>chi2 = .

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Ilustración 7. Componentes Rotados 2019

```
. rotate, kaiser
```

Factor analysis/correlation

Method: principal-component factors	Number of obs =	4051
Rotation: orthogonal varimax (Kaiser on)	Retained factors =	9
	Number of params =	180

Factor	Variance	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	2.87839	0.84782	0.1199	0.1199
Factor2	2.03057	0.37856	0.0846	0.2045
Factor3	1.65202	0.28606	0.0688	0.2734
Factor4	1.36596	0.03826	0.0569	0.3303
Factor5	1.32770	0.23023	0.0553	0.3856
Factor6	1.09747	0.01531	0.0457	0.4313
Factor7	1.08217	0.00934	0.0451	0.4764
Factor8	1.07283	0.04644	0.0447	0.5211
Factor9	1.02639	.	0.0428	0.5639

LR test: independent vs. saturated: chi2(276) = . Prob>chi2 = .

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Posteriormente se realiza la construcción de la matriz de factores rotados la cual nos indica las combinaciones lineales no correlacionadas de cada una de las variables, teniendo en cuenta que no hay una variable dependiente.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXIII

Ilustración 8. Matriz de factores rotados 2018

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Uniqueness
Enfermedad-n	0.0815	0.0083	0.0157	0.6262	-0.0342	-0.1841	0.1909	0.0765	-0.1185	0.5095
PI708	-0.0040	-0.0509	0.1018	-0.1592	-0.0780	0.0380	0.6310	-0.0493	0.0095	0.5535
Regimen	-0.0710	-0.0332	-0.0673	0.1350	0.0582	-0.0247	0.1500	0.7702	-0.0233	0.3506
Estado_salud	-0.0644	-0.0723	0.2909	-0.1327	0.0506	0.5470	0.2378	-0.1002	-0.0102	0.5200
Ingreso_ad-l	0.0013	0.0100	-0.0298	-0.0416	-0.0105	-0.0541	0.0804	-0.0059	0.9019	0.1744
PS502	0.0291	-0.0960	0.1436	0.3739	-0.5959	0.1270	-0.2088	0.0511	0.0961	0.4028
Cotiza_pen-n	-0.0290	-0.0047	0.5832	0.0495	-0.0489	-0.1036	0.0689	0.0632	-0.2004	0.5945
PS640	-0.0349	0.0098	-0.1730	-0.0072	-0.0156	0.6089	-0.1265	0.0299	0.1271	0.5647
PS040	0.0617	-0.0341	0.0848	0.7351	0.0517	0.0524	-0.1848	-0.0839	0.0478	0.3986
Educacion	0.1282	0.0288	0.6726	-0.1241	-0.1263	-0.0472	-0.0766	-0.0147	-0.0002	0.4907
Leer_escri-r	0.1733	0.0315	0.1197	-0.3276	-0.1511	0.0332	-0.1697	0.5758	0.0099	0.4629
PS000	0.1370	-0.1447	0.3096	0.3013	0.3204	0.1029	-0.1393	0.2944	0.1055	0.5432
Gas_natural	0.6984	0.0095	0.1897	0.0815	0.0534	0.0352	-0.0687	0.0240	0.0912	0.4518
Servicio_s-o	0.8436	-0.0299	0.1253	0.0305	-0.0290	0.0292	0.0161	0.0267	-0.0191	0.2677
Basura	0.8207	0.0062	0.1029	0.0073	-0.0116	0.0131	0.0329	0.0401	-0.0171	0.3124
Economizad-s	0.2046	-0.0115	0.4018	0.0540	0.0423	-0.0381	0.0699	-0.0912	0.0273	0.7765
Agua_alime-s	0.8340	0.0281	0.0500	0.0379	-0.0023	0.0259	0.0289	-0.0216	-0.0456	0.2957
Cocina	0.0253	0.1252	-0.0849	0.1333	-0.0190	0.0185	0.6098	0.0832	0.0502	0.5768
Telefono_f-o	0.2255	0.0205	0.4182	0.1733	-0.0393	0.1339	-0.0773	0.0477	0.1950	0.6781
I_HOGAR	0.1479	0.0134	0.5076	0.1627	0.4376	0.1209	-0.0099	0.1301	0.1119	0.4582
CANT_PERSON-R	-0.0314	-0.0810	-0.0553	0.1161	0.7541	0.0271	-0.2130	-0.0398	0.0025	0.3595
DIRECTORIO	-0.2139	-0.0722	0.0476	-0.0122	0.0141	-0.5827	-0.0789	-0.0449	0.2289	0.5463
SECUENCIA_A	0.0076	0.9923	0.0104	-0.0267	-0.0212	0.0150	0.0423	-0.0146	0.0040	0.0117
ORDEN	0.0076	0.9923	0.0104	-0.0267	-0.0212	0.0150	0.0423	-0.0146	0.0040	0.0117

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXIV

Ilustración 9. Matriz de factores rotadas 2019

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Uniqueness
DIRECTORIO	-0.2097	0.0343	-0.0631	-0.1147	0.1185	0.4488	-0.1901	0.3246	0.2259	0.5298
SECUENCIA_~A	0.0466	0.9938	-0.0071	-0.0109	-0.0175	-0.0150	0.0112	0.0024	0.0043	0.0094
ORDEN	0.0466	0.9938	-0.0071	-0.0109	-0.0175	-0.0150	0.0112	0.0024	0.0043	0.0094
enfermedad~a	0.0641	-0.0150	0.0131	0.6261	-0.1073	-0.1977	-0.1173	0.0437	0.1633	0.5106
P1708	-0.0155	-0.0585	0.0441	-0.2600	-0.3775	-0.1749	0.1254	-0.1926	0.1008	0.6908
regimen	-0.0237	-0.0234	0.0170	0.0227	-0.1121	0.7650	0.0618	-0.1465	-0.0731	0.3696
estado_salud	0.0150	0.0122	0.3616	-0.2824	-0.0779	-0.0484	0.3604	-0.2444	0.0499	0.5886
cotiza_pen~n	-0.0414	0.0026	0.5303	0.1452	-0.1605	-0.0550	-0.3220	-0.1137	-0.1919	0.5137
P8640	0.0023	0.0015	-0.0289	0.0002	0.0077	0.0321	0.7460	0.1208	0.0017	0.4270
ingreso_ad~o	-0.0184	0.0138	-0.0172	0.0852	-0.0468	-0.0049	-0.0359	-0.0928	0.8709	0.2213
P5502	0.1449	-0.1097	0.1082	0.3545	-0.4197	0.2479	-0.0226	-0.0157	-0.1110	0.5789
P6040	0.1033	-0.0124	0.1171	0.7010	0.2028	0.1711	0.1033	-0.0592	0.0209	0.3990
educación	0.1640	-0.0130	0.5104	-0.0314	-0.1730	-0.0953	-0.0962	0.3239	-0.0205	0.5579
leer_escr~r	0.1985	-0.0467	0.0928	-0.3654	-0.0040	0.0566	-0.3689	0.0923	0.1257	0.6526
P5000	0.2135	-0.1557	0.3843	0.1607	0.3650	0.2927	0.0708	-0.0508	0.0434	0.5284
gas_natural	0.7399	0.0158	0.1676	0.0458	0.0245	0.0382	0.0573	-0.0252	0.0505	0.4135
servicio_s~o	0.8433	0.0194	0.1146	0.0246	-0.0469	-0.0211	-0.0320	0.0203	-0.0144	0.2704
basura	0.8100	0.0279	0.0652	0.0304	0.0091	-0.0523	-0.0676	0.0097	-0.0293	0.3296
economizad~s	0.2236	-0.0240	0.3411	0.0128	-0.0122	-0.0564	0.1160	0.1533	0.2973	0.7042
agua_alime~s	0.8268	0.0294	0.0407	0.0326	0.0115	-0.0312	-0.0143	-0.0014	0.0209	0.3111
cocina	-0.0007	0.0008	0.0550	-0.0066	-0.0504	-0.0832	0.1162	0.7984	-0.0580	0.3331
telefono_f~o	0.1651	-0.0126	0.5705	0.0025	0.0044	0.1411	0.1158	0.0738	0.0785	0.6022
I_HOGAR	0.0613	0.0424	0.5458	0.0452	0.3332	-0.0523	-0.0886	-0.1188	-0.0331	0.5577
CANT_PERSON~R	-0.0026	-0.0784	0.0207	0.0074	0.7843	-0.0845	0.0482	-0.0987	-0.0383	0.3575

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Debido al tipo de información y la forma como se captura, ya que es muy variable, no se encontró un componente o un factor que en mayor proporción capturara la varianza, sino que se capturó en 9 componentes. Por lo tanto, el puntaje obtenido por componentes principales no generó una medida relevante. Teniendo en cuenta lo anterior, se construyeron 9 índices utilizando bloques de información que sirvan como referentes para la construcción de estos. A continuación, se mostrarán de manera descriptiva cada uno de los índices:

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXV

Tabla 7. Análisis descriptivo índices

ANÁLISIS DESCRIPTIVO			
INDICES		AÑO 2018	AÑO 2019
Índice 1	MINIMO	1	1
	MAXIMO	9.771866	6.846145
	DESVI ESTANDAR	0.2661297	0.1724958
Índice 2	MINIMO	-0.2418568	-0.1193969
	MAXIMO	0.9999997	1
	DESVI ESTANDAR	0.0102158	0.0092504
Índice 3	MINIMO	-0.8170432	-0.2734925
	MAXIMO	0.9999999	1
	DESVI ESTANDAR	0.0202466	0.0118829
Índice 4	MINIMO	-4.0377786	-18.30116
	MAXIMO	1	1.000001
	DESVI ESTANDAR	0.0770015	0.2482402
Índice 5	MINIMO	-1.639579	0.999999
	MAXIMO	0.9999999	28.94107
	DESVI ESTANDAR	0.034168	0.3062425
Índice 6	MINIMO	-1.057145	0.9999999
	MAXIMO	1	4.453302
	DESVI ESTANDAR	0.0201487	0.0569109
Índice 7	MINIMO	-0.3408443	-1.926241
	MAXIMO	0.9999999	1
	DESVI ESTANDAR	0.0082511	0.026502
Índice 8	MINIMO	0.9999999	-1.405514
	MAXIMO	3.092325	1
	DESVI ESTANDAR	0.0305579	0.0158652
Índice 9	MINIMO	-0.1338953	-0.1093907
	MAXIMO	0.9999999	1
	DESVI ESTANDAR	0.0029774	0.0026591

Fuente. Elaboración Propia

De acuerdo a los resultados obtenidos después de realizar el análisis descriptivo se observa que el índice en el año 2018 con mayor desviación estándar¹⁶ es el Índice 1 y en el caso del Año 2019 es el índice 5.

Posteriormente, con estos índices se elaboró el índice compuesto, dándole a cada uno de los índices anteriores una ponderación de igual proporción para todos;

Tabla 8. Índice Compuesto

INDICE		AÑO 2018	AÑO 2019
INDICE COMPUESTO	MINIIMO	-0.3013577	-0.33944
	MAXIMO	1.011121	2.536783
	DESVI ESTANDAR	0.031084	0.0479904

Fuente. Elaboración Propia

A partir del índice compuesto se calculan Cuartiles¹⁷ para realizar un corte. A continuación, se mostrarán los cuartiles obtenidos.

¹⁶ Desviación estándar: Es una medida de dispersión que indica que tan variados están los datos respecto a su media

¹⁷ Cuartiles: Es una medida de posición que da como resultado 3 valores los cuales son el resultado de dividir una serie de datos en 4 partes iguales. Para el cálculo de estos se deben ordenar los datos previamente.

Tabla 9. Cuartiles

	Año 2018	Año 2019
Cuartil 1	0.2527822	0.9245057
Cuartil 2	0.2527822	0.9245057
Cuartil 3	0.2527822	0.9245057
Cuartil 4	1.011121	2.536783

Fuente. Elaboración propia

Teniendo en cuenta que los cuartiles 2 y 3 dieron un valor único, se tendrán en cuenta solamente los cuartiles 1 y 4 para evitar que se genere ruido en el estudio. Por lo tanto, se procede a realizar la frecuencia acumulada de cada cuartil.

Tabla 10. Frecuencia Acumulada Cuartiles

	Año 2018		Frecuencia Acumulada	Año 2019		Frecuencia Acumulada
Cuartil 1	-0.3013577	0.2527822	281,460	-0.3394401	0.9245057	287,841
Cuartil 4	0.2527823	1.011121	1,713	0.9245058	2.536783	1,901

Fuente. Elaboración Propia

De acuerdo a las frecuencias acumuladas obtenidas en los años 2018 y 2019 se concluye que la mayoría de personas tienen las mismas características debido a que se encuentran dentro del cuartil con mayor frecuencia acumulada, siendo este el cuartil 1.

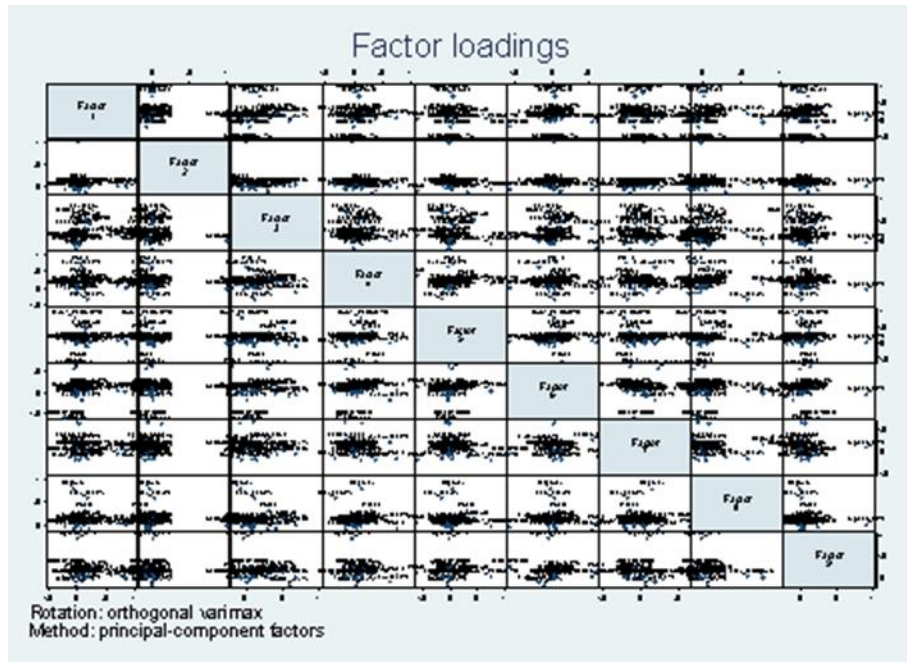
6.4 Análisis de graficas

6.4.1 Factores de Carga (Loadings Plots)

Posteriormente, se realizó un análisis grafico de las cargas, la cual representa los vectores de dirección que especifican el modelo. Esta gráfica ayuda a indicar como por medio de las variables originales se crean los factores. A continuación, se evidencia que los datos se encuentran concentrados en una zona lo que nos indica que la mayoría de personas encuestadas cuentan con características similares.

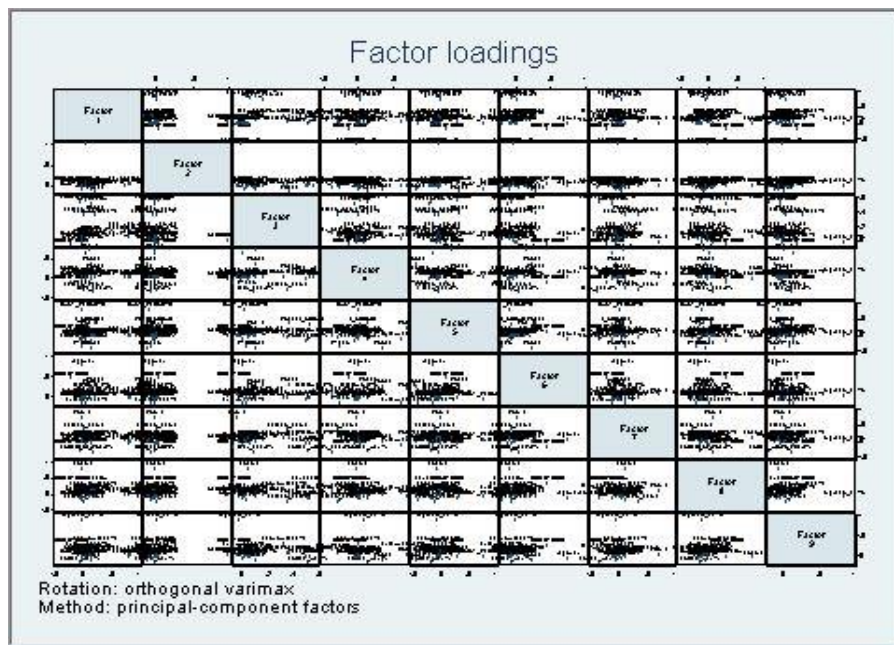
Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXVII

Ilustración 10. Factores de Cargas 2018



Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Ilustración 11. Factores de carga 2019

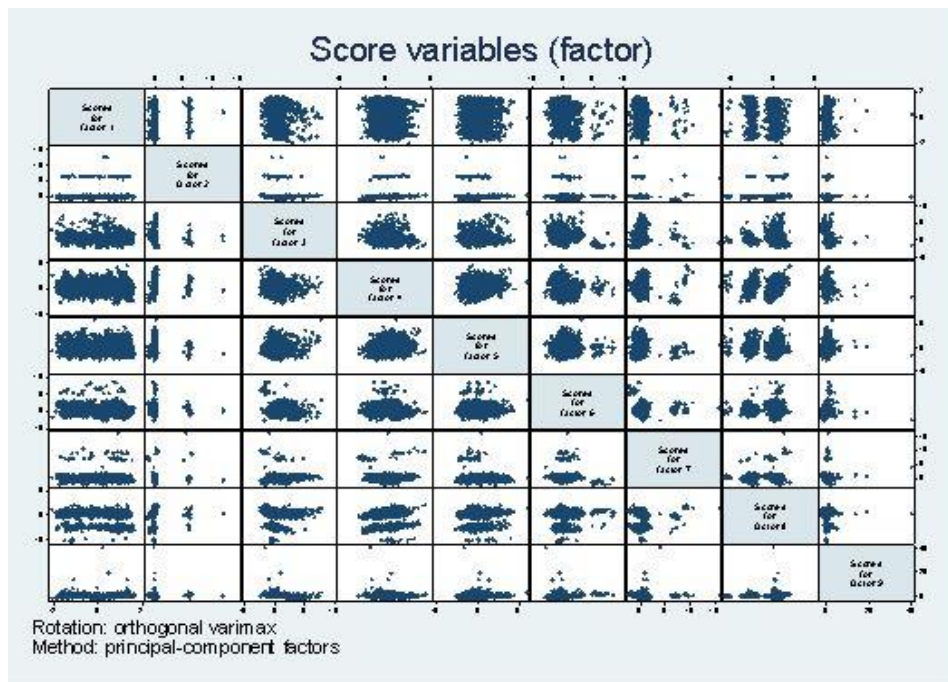


Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

6.4.2 Score Plots

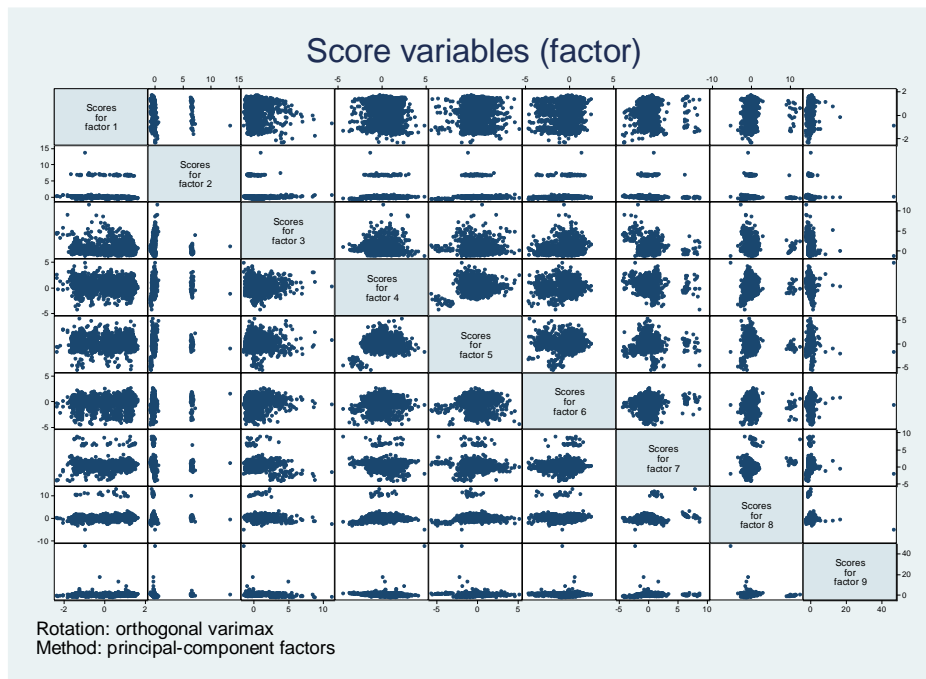
Por otro lado, se realizaron los scores plots los cuales muestran un resumen de los puntajes de los 9 factores de acuerdo al conjunto de observaciones. Para interpretar la gráfica es necesario entender que en un valor de puntuación el cual hace referencia “al punto en el que la observación se proyecta sobre el vector de dirección. Hay un valor de puntuación para cada observación en el conjunto de datos por lo que hay n valores de puntuación para el primer componente, otros n valores de puntuación para el segundo, y así sucesivamente” (Hartmann, 2018). En las gráficas se puede observar la gran similitud entre las observaciones dado que están unidos de esta manera reafirmando que las personas encuestadas tienen características similares.

Ilustración 12. Score Plots 2018



Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Ilustración 13. Score plots 2019



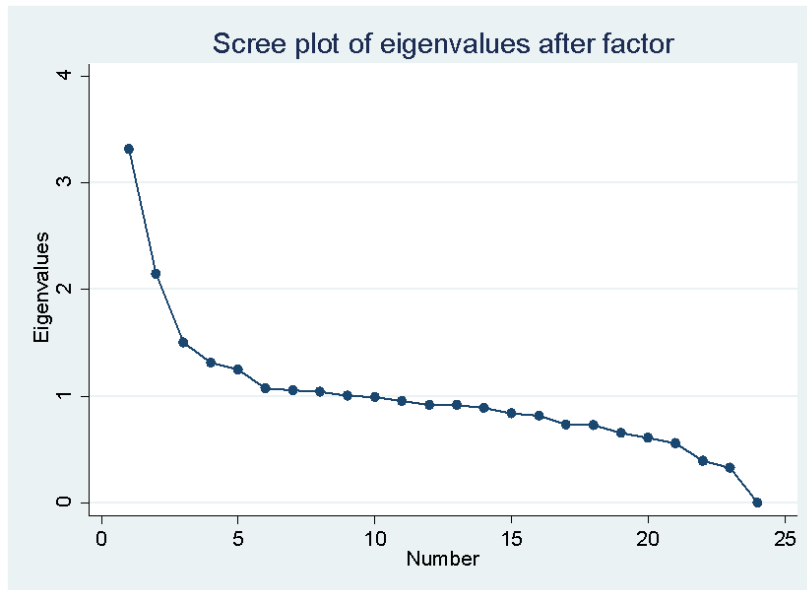
Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

6.4.3 Scree Plot of eigenvalues

Por último, se realizó la gráfica de Scree Plot of eigenvalues donde esta grafica representa el vector de eigen-valúes pintado, donde los eigenvalues reciben también el nombre de valores propios los cuales son números o constantes que se multiplican con los vectores propios (eigen-vectors) para la transformación lineal de la matriz original.

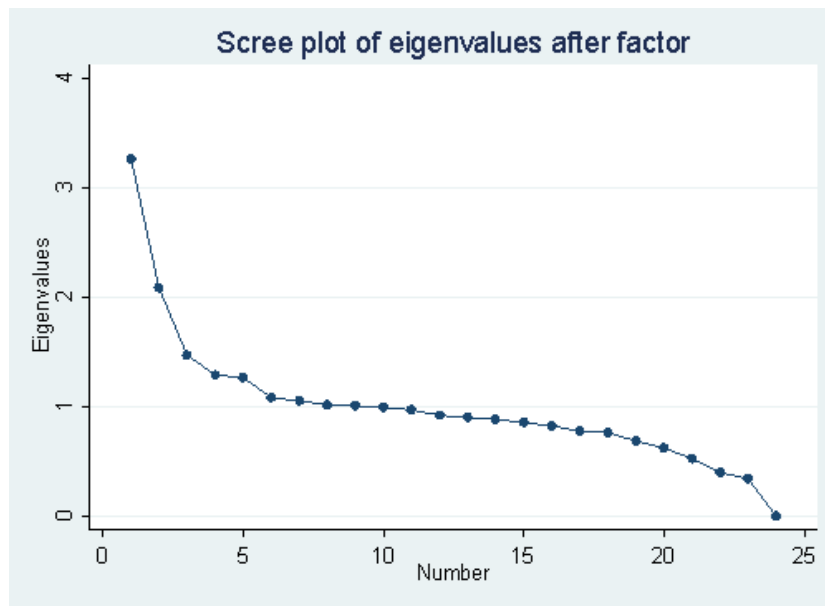
Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXX

Ilustración 14. Scree plot eigenvalues after 2018



Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

Ilustración 15. Scree plot eigenvalues after 2019



Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018 y 2019

7. Cadenas de Markov

Con el objetivo de determinar el cambio que puede tener el score de crédito de un individuo en dos periodos, en este caso del año 2018 al 2019, se procedió a calcular *Cadenas de Markov* a partir de matrices de transición.

Para tener un mejor entendimiento de las cadenas de Markov se parte de la definición de un proceso estocástico.

Se denomina proceso estocástico a una sucesión de observaciones X_1, X_2, \dots, X_n . Los valores de estas observaciones no se pueden predecir con precisión, pero se le pueden asignar probabilidades a diferentes valores posibles en cualquier momento.

Para los procesos estocásticos se tienen en cuenta dos momentos, primero, X_1 que se refiere al estado inicial y X_n que se define como un estado final o posterior, en un instante del tiempo n .

A partir de lo anterior, una cadena de Markov se define como un proceso estocástico, donde el estado actual X_n y los estados previos X_1, \dots, X_{n-1} (Universidad de Granada) son conocidos y se genera una probabilidad en el futuro X_{n+1} , partiendo de una probabilidad condicionada¹⁸. Dicha probabilidad es conocida como probabilidad de transición estacionaria, la cual se caracteriza por tener una media fija y una varianza dada.

En una cadena de Markov se tienen probabilidades de transición estacionarias para cada estado s_i y s_j existe una probabilidad de transición p_{ij} tal que:

$$P(X_{n+1} = s_j | X_n = s_i) = p_{ij} \text{ para } n=1,2, \dots$$

7.1 Aplicación

En el caso de este estudio, el estado inicial es comprendido por los datos del año 2018 y el final por los del año 2019. Inicialmente, se asignaron 10 categorías, a partir de intervalos calculados de la base de datos del *índice compuesto* de ambos años con una amplitud fija entre ellos.

¹⁸ La probabilidad condicional es la probabilidad de algún evento A, dada la ocurrencia de algún otro evento B. (https://www.varsitytutors.com/hotmath/hotmath_help/spanish/topics/conditional-probability)

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXXII

Ilustración 16. Intervalos

Intervalos		2018	2019
-0.33944	-0.20438	52	6
-0.20438	-0.06933	448	12
-0.06933	0.06573	670	21
0.06573	0.20078	503	73
0.20078	0.33584	280,036	138
0.33584	0.47090	496	227
0.47090	0.60595	569	400
0.60595	0.74101	282	515
0.74101	0.87607	95	538
0.87607	1.01112	22	281,243

Fuente. Elaboración propia

A partir de los resultados obtenidos, se observó que en las categorías generadas en promedio la población encuestada cuenta con características similares, siendo en su mayoría en ambos años mujeres, que saben leer y escribir, con nivel educativo en promedio de básica primaria. Por su parte, el ingreso es la variable que presenta mayor variación ubicándose en un rango de \$190.000 a \$710.000 aproximadamente para el año 2018 y de \$275.000 a \$1.030.000 para el siguiente año.

7.2 Matrices de transición

La matriz de transición/ incumplimiento crediticio es una herramienta clave para el análisis del riesgo crediticio, la cual muestra el deterioro o mejora de la calidad crediticia de un agente entre dos o más periodos. En el área de regulación, el Nuevo Acuerdo de Basilea requiere estimaciones de capital acorde con el comportamiento de la migración de calificación. Estas matrices ayudan a comparar y predecir el nivel de exposición al riesgo por incumplimiento. Por tanto, son la base de aplicaciones financieras, como gestión de riesgo de cartera o valoración de bonos y derivados.

Una matriz de transición, es una matriz cuadrada cuyos elementos no son negativos y la suma de cada fila es igual a 1. Comúnmente, se elabora con periodos de tiempo mensuales.

Los valores que se encuentran en la diagonal principal de la matriz capturan la mayor probabilidad de que el evento ocurra en la mayoría de los casos. Por otro lado, los valores que se encuentre por encima de la diagonal principal demuestran un deterioro en la

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXXIII

calificación crediticia del agente. Por el contrario, los datos que están por debajo de dicha diagonal representan una mejora en el score de crédito.

Para el desarrollo de la siguiente matriz de transición se tomaron dos puntos de referencia, años 2018 y 2019, con el objetivo de determinar si dentro de estos dos años, teniendo en cuenta las características utilizadas, si se presentaron cambios de estado, en otras palabras, si habían mejoras o deterioros en la calidad crediticia.

A continuación, se muestra el resultado de la matriz de transición del año 2018 al 2019.

Ilustración 17. Matriz de Transición

Matriz de transición Estado final												
Estado inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total general	
1	11.54%	23.08%	40.38%	25.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	
2	0.00%	0.00%	0.00%	13.39%	30.80%	50.67%	5.13%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	
3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	56.27%	43.73%	0.00%	0.00%	100.00%	
4	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	44.14%	55.86%	0.00%	100.00%	
5	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.09%	99.91%	100.00%	
6	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	
7	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	
8	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	
9	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	
10	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	
Total general	0.00%	0.00%	0.01%	0.03%	0.05%	0.08%	0.14%	0.18%	0.19%	99.32%	100.00%	

Fuente. Elaboración propia

Se puede evidenciar en la imagen que la diagonal principal es cero, lo que quiere decir que bajo la metodología de componentes principales la población no se mantiene en el mismo estado, empeora.

Se puede observar que sobre la diagonal principal la mayor probabilidad de que ocurra un deterioro en la calificación crediticia de un individuo se encuentra al pasar de las categorías mayores o iguales a 5 a la 10. Por el contrario, muestra que las probabilidades de mejora son nulas.

En el caso del intervalo 1, el 11.54% de la población no presentó un cambio en su calidad crediticia, mientras, que el 88% aproximadamente presentó un deterioro, en donde el 23.08% cambió a la categoría 2 y se evidencia que el cambio más significativo fue del estado 1 al 3 y 4, siendo 40.38% y 25% respectivamente. Por otro lado, en el intervalo 10, el 100% de la población se mantuvo en el mismo estado, siendo este la menor calidad crediticia y el que mayor riesgo puede presentar para la entidad financiera.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXXIV

Teniendo en cuenta la tabla de frecuencias de los intervalos, se infiere que, al estar la información concentrada en un intervalo, provoca que a partir de la categoría 5 en el estado inicial, los individuos tengan una probabilidad de deterioro del 100% en el estado final.

8. Conclusiones

- Se pudo evidenciar que no solo las razones financieras son mecanismos para crear probabilidades de otorgamiento de crédito, sino que se puede aproximar a un score de crédito a partir de variables por individuo. Donde se pudo capturar las principales características de la población como: sexo, ingresos, nivel educativo y edad, etc. Para intentar acercarse a la probabilidad de que la persona incumpla en un momento del tiempo determinado.
- Se pueden trabajar otro tipo de fuentes de información como la Encuesta nacional de Calidad de Vida para la aproximación a un score de crédito, siendo una encuesta de características poblacionales, lo cual puede ser útil tanto para el sistema financiero como para las personas, con el objetivo de determinar qué tan probable es que incumplan en un crédito o compararse con otras personas, debido a que por el factor de expansión las características de un individuo pueden afectar a otros.
- A partir de las investigaciones y análisis realizados, se puede concluir que cada entidad financiera toma la metodología que le traiga mayores beneficios y cumpla con las necesidades de la entidad, así como las variables y su significancia dentro del modelo. Y de esta manera, evitar incurrir en pérdidas por el incumplimiento de las obligaciones de terceros.
- Esta metodología no permite calcular probabilidades de ocurrencia de default, en tanto que está enfocado en una metodología que busca minimizar la variabilidad y la colinialidad a partir de una combinación lineal por componente principal. Lo que quiere decir, que puede ser utilizada como una herramienta de apoyo para el analista de crédito de manera subjetiva.
- Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la matriz de transición, se demuestra que las personas encuestadas en los años 2018 y 2019, presentaron un deterioro en la calidad crediticia de sus obligaciones, así como pueden provocar la materialización de un riesgo para la entidad financiera.

9. Recomendaciones

Luego de aplicar la metodología de componentes principales utilizando como base de datos la Encuesta de Calidad de Vida suministrada por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), se desarrollaron 24 componentes inicialmente, debido a que la varianza no fue capturada en un componente, se ortogonalizaron para disminuir estos a 9 en ambos años. Donde se concluyó que el puntaje obtenido por componentes principales no generó una medida relevante, por lo tanto, se construyeron 9 índices por medio de bloques de información. Por último, se calculó un índice compuesto para de esta manera tratar de capturar de mejor manera los comportamientos de los individuos. Dando como resultado que dentro de los individuos encuestados en promedio en ambos años son mujeres, que saben leer y escribir, con nivel educativo de básica primaria. Por su parte, el ingreso es la variable que presenta mayor variación ubicándose en un rango de \$190.000 a \$710.000 aproximadamente para el año 2018 y de \$275.000 a \$1.030.000 para el siguiente año.

Para determinar el cambio de estado de la calidad crediticia de las personas encuestadas, se realizó una matriz de transición, donde se evidenció que en su mayoría las personas tienen un deterioro en su calidad crediticia, por otro lado, un mínimo porcentaje de la población se mantuvo en su estado inicial.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos y que esta metodología no permite calcular una probabilidad de default, sino que es una aproximación a un score de crédito por medio de una caracterización de los individuos de manera subjetiva, se recomienda que la decisión para el otorgamiento de crédito por parte del analista sea apoyada con otras herramientas que consideren distintas variables.

Se espera que en futuras investigaciones se utilicen bases de datos de carácter poblacional debido a que se evidenció que pueden contener variables que tienen incidencia en el estudio de score de crédito y que su desarrollo puede tener una gran importancia en la prevención de la materialización de un riesgo.

10. Glosario

- **Riesgo:** El riesgo es la probabilidad de que una amenaza se convierta en un desastre. La vulnerabilidad o las amenazas, por separado, no representan un peligro. Pero si se juntan, se convierten en un riesgo, o sea, en la probabilidad de que ocurra un desastre.
- **Riesgo de crédito:** El riesgo de crédito es la posibilidad de sufrir una pérdida como consecuencia de un impago por parte de nuestra contrapartida en una operación financiera, es decir, el riesgo de que no nos pague.
- **DANE:** El Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) es una entidad colombiana fundada en 1953 cuya finalidad es la producción y difusión de investigaciones y estadísticas en lo referente a lo industrial, económico, agropecuario, poblacional y de calidad de vida. La información y estadísticas sirven de base para dirección estrategias y decisiones en el país.
- **Encuesta calidad de vida:** Las encuestas de calidad de vida son instrumentos que permiten analizar la situación de bienestar de la población investigada. La Encuesta de Calidad de Vida (ECV) es una investigación que el DANE realiza con el objeto de recoger información sobre diferentes aspectos y dimensiones del bienestar y las condiciones de vida de los hogares, incluyendo temas como: el acceso a bienes y servicios públicos, privados o comunales, salud, educación, atención integral de niños y niñas menores de 5 años, entre otros.
- **Componentes principales:** Principal Component Analysis (PCA) es un método estadístico que permite simplificar la complejidad de espacios muestrales con muchas dimensiones a la vez que conserva su información.
- **Econometría:** La econometría es la ciencia que se basa en la utilización de herramientas matemáticas y estadísticas para estimar las relaciones económicas.
- **Score de crédito:** Un puntaje de crédito es un número que ayuda a prestamistas como bancos, compañías de seguros y arrendatarios a evaluar qué tan bien ha manejado sus obligaciones financieras. Es uno de los muchos factores que pueden tomar en consideración al establecer una tarifa de pago por servicios, bien sea para otorgarle un préstamo o para iniciar un acuerdo comercial.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales LXXXVIII

- **Default:** Default o suspensión de pagos es un término habitualmente utilizado en finanzas para hacer referencia a una situación en la que el prestatario no hace frente a las obligaciones legales que tiene con sus acreedores en la forma establecida en el contrato de reconocimiento de la deuda.
- **Varianza:** La varianza es una medida de dispersión que representa la variabilidad de una serie de datos respecto a su media. Formalmente se calcula como la suma de los residuos al cuadrado divididos entre el total de observaciones.
- **Multicolinialidad:** La multicolinealidad es la relación de dependencia lineal fuerte entre más de dos variables explicativas en una regresión múltiple que incumple el supuesto de Gauss-Markov cuando es exacta.
- **Matriz de transición:** Las matrices de transición ayudan a la precisión de la labor de las calificadoras al evaluar el riesgo de los emisores y facilitan la lectura del comportamiento crediticio corporativo en el país. Estas matrices muestran históricamente cuál ha sido la probabilidad que tiene una firma de conservar o modificar hacia arriba o hacia abajo su calificación en un período determinado.
- **Riesgo sistémico:** El riesgo sistémico es el riesgo de contagio que se produce en una crisis financiera como consecuencia de su concentración en un determinado sector de la economía, pudiendo afectar directamente al resto de sectores productivos comprendidos en ésta.
- **Quiebra:** Una quiebra o bancarrota es la situación económica en que una empresa, organización o persona física se encuentra cuando, debido a la incapacidad de hacer frente a sus deudas con los recursos disponibles, tiene que cesar su actividad de forma permanente.
- **Volatilidad:** La volatilidad es un concepto que refiere a la inestabilidad o variabilidad de los precios. No implica necesariamente modificaciones en el nivel promedio, sino una mayor dispersión alrededor de ese promedio.
- **Probabilidad de incumplimiento:** La PD es una medida de calificación crediticia que se otorga internamente a un cliente o a un contrato con el objetivo de estimar su probabilidad de incumplimiento a un año vista. El proceso de obtención de la PD se realiza a través de herramientas de scoring y de rating.

11. Anexos

11.1 Ilustraciones referentes a los cálculos del modelo

Ilustración 18. Análisis Factores sin rotar 2018

Factor analysis/correlation
 Method: principal-component factors
 Rotation: (unrotated)

Number of obs = 3537
 Retained factors = 9
 Number of params = 180

Factor	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	3.31568	1.16963	0.1382	0.1382
Factor2	2.14605	0.64410	0.0894	0.2276
Factor3	1.50195	0.19037	0.0626	0.2902
Factor4	1.31158	0.06477	0.0546	0.3448
Factor5	1.24682	0.17623	0.0520	0.3968
Factor6	1.07058	0.01650	0.0446	0.4414
Factor7	1.05408	0.01545	0.0439	0.4853
Factor8	1.03864	0.03588	0.0433	0.5286
Factor9	1.00276	0.01259	0.0418	0.5703
Factor10	0.99016	0.03547	0.0413	0.6116
Factor11	0.95469	0.03666	0.0398	0.6514
Factor12	0.91803	0.00263	0.0383	0.6896
Factor13	0.91540	0.02886	0.0381	0.7278
Factor14	0.88654	0.04836	0.0369	0.7647
Factor15	0.83818	0.02568	0.0349	0.7996
Factor16	0.81250	0.08251	0.0339	0.8335
Factor17	0.72999	0.00205	0.0304	0.8639
Factor18	0.72794	0.07326	0.0303	0.8942
Factor19	0.65469	0.04589	0.0273	0.9215
Factor20	0.60879	0.05127	0.0254	0.9469
Factor21	0.55752	0.16754	0.0232	0.9701
Factor22	0.38999	0.06258	0.0162	0.9864
Factor23	0.32741	0.32741	0.0136	1.0000
Factor24	-0.00000	.	-0.0000	1.0000

LR test: independent vs. saturated: chi2(276) = . Prob>chi2 = .

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XC

Ilustración 19. Análisis Factores sin rotar 2019

```
Factor analysis/correlation               Number of obs   =   4051
Method: principal-component factors       Retained factors =     9
Rotation: (unrotated)                   Number of params =  180
```

Factor	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	3.26128	1.17491	0.1359	0.1359
Factor2	2.08637	0.61789	0.0869	0.2228
Factor3	1.46849	0.17932	0.0612	0.2840
Factor4	1.28917	0.02215	0.0537	0.3377
Factor5	1.26703	0.18646	0.0528	0.3905
Factor6	1.08056	0.02575	0.0450	0.4355
Factor7	1.05481	0.03601	0.0440	0.4795
Factor8	1.01880	0.01180	0.0425	0.5219
Factor9	1.00700	0.01059	0.0420	0.5639
Factor10	0.99641	0.02444	0.0415	0.6054
Factor11	0.97196	0.05227	0.0405	0.6459
Factor12	0.91969	0.01797	0.0383	0.6842
Factor13	0.90172	0.01915	0.0376	0.7218
Factor14	0.88257	0.02744	0.0368	0.7586
Factor15	0.85513	0.02911	0.0356	0.7942
Factor16	0.82602	0.04607	0.0344	0.8286
Factor17	0.77995	0.01627	0.0325	0.8611
Factor18	0.76369	0.07752	0.0318	0.8929
Factor19	0.68616	0.06510	0.0286	0.9215
Factor20	0.62106	0.09843	0.0259	0.9474
Factor21	0.52263	0.12460	0.0218	0.9692
Factor22	0.39803	0.05656	0.0166	0.9858
Factor23	0.34147	0.34147	0.0142	1.0000
Factor24	-0.00000	.	-0.0000	1.0000

LR test: independent vs. saturated: chi2(276) = . Prob>chi2 = .

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2019

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCI

Ilustración 20. Matriz de cargas 2018

Factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Uniqueness
Enfermedad-a	0.1757	-0.0938	0.3275	-0.2515	0.3865	0.1978	0.1664	-0.2451	0.0642	0.5095
P1708	-0.0148	0.1263	-0.2377	0.3184	0.0733	0.1417	0.1427	-0.3396	0.3336	0.5535
Regimen	0.0095	-0.0900	0.1268	0.0540	0.0387	0.3359	0.6712	0.2340	-0.0515	0.3506
Estado_salud	0.0894	-0.0021	-0.0586	0.4378	-0.2508	0.3459	-0.2563	-0.1178	0.1217	0.5200
Ingreso_ad-l	-0.0061	0.0123	0.0362	0.0135	-0.0147	-0.2162	-0.0217	0.4519	0.7565	0.1744
P5502	0.1658	-0.1230	0.0499	0.0097	0.5613	0.2286	-0.2781	0.3221	-0.0596	0.4028
Cotiza_pen-n	0.2343	-0.0382	0.2194	0.4432	0.1851	-0.0770	0.0400	-0.1773	-0.1770	0.5945
P8640	-0.0384	0.0087	-0.0713	-0.0339	-0.2801	0.4328	-0.2812	0.2839	0.0460	0.5647
P6040	0.2407	-0.2442	0.5024	-0.3212	0.2225	0.1875	-0.2035	-0.0214	0.0419	0.3986
Educacion	0.3798	0.0334	0.1070	0.5055	0.1250	-0.2291	-0.1223	0.0244	-0.1149	0.4907
Leer_escri-r	0.2014	0.0829	-0.1910	0.2385	-0.0481	0.0171	0.3515	0.4557	-0.2500	0.4629
P5000	0.3811	-0.3067	0.3778	0.0563	-0.1603	0.0971	0.1451	0.1237	0.0103	0.5432
Gas_natural	0.7127	0.0432	-0.0842	-0.1332	-0.0548	-0.0773	-0.0125	0.0451	0.0484	0.4518
Servicio_s-o	0.7890	0.0766	-0.2650	-0.1734	-0.0071	-0.0357	0.0313	-0.0355	0.0042	0.2677
Basura	0.7541	0.1129	-0.2601	-0.1751	-0.0243	-0.0445	0.0617	-0.0372	0.0097	0.3124
Economizad-s	0.3541	-0.0138	0.1072	0.2074	0.0457	-0.1211	-0.0697	-0.1338	0.0628	0.7765
Agua_alime-s	0.7417	0.1335	-0.2619	-0.2435	-0.0315	-0.0312	0.0169	-0.0790	0.0037	0.2957
Cocina	-0.0048	0.2120	-0.0289	0.0311	0.1215	0.2829	0.2616	-0.2735	0.3720	0.5768
Telefono_f-o	0.4395	-0.0333	0.2008	0.1862	0.0630	0.0212	-0.1314	0.1471	0.0964	0.6781
I_HOGAR	0.4352	-0.1254	0.4262	0.2437	-0.2866	-0.0134	0.0638	-0.0421	0.0865	0.4582
CANT_PERSON-R	0.0119	-0.2726	0.3645	-0.2330	-0.5878	-0.1198	0.0565	-0.1250	-0.0153	0.3595
DIRECTORIO	-0.2159	-0.1351	0.1489	-0.0119	0.2258	-0.5190	0.1639	0.0434	0.1321	0.5463
SECUENCIA_-A	-0.0165	0.9332	0.3284	-0.0527	-0.0349	-0.0068	-0.0156	0.0550	-0.0432	0.0117
ORDEN	-0.0165	0.9332	0.3284	-0.0527	-0.0349	-0.0068	-0.0156	0.0550	-0.0432	0.0117

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018

Ilustración 21. Matriz de Cargas 2019

Factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Uniqueness
DIRECTORIO	-0.2110	-0.0149	0.1257	0.0993	0.1224	0.0126	0.2298	0.3059	0.4882	0.5298
SECUENCIA_-A	0.0679	0.9586	0.2458	0.0491	0.0518	0.0172	-0.0285	-0.0000	0.0198	0.0094
ORDEN	0.0679	0.9586	0.2458	0.0491	0.0518	0.0172	-0.0285	-0.0000	0.0198	0.0094
enfermedad-a	0.1637	-0.0625	0.1979	-0.3503	0.3476	-0.1836	0.1964	0.0024	-0.3220	0.5106
P1708	-0.0475	0.0404	-0.3819	0.1405	0.0583	0.1403	-0.1945	0.0988	-0.2629	0.6908
regimen	-0.0240	-0.1233	0.2024	-0.0486	0.2335	0.3669	-0.3613	0.1348	0.4831	0.3696
estado_salud	0.1102	0.0046	-0.0541	0.3991	-0.1190	0.3335	-0.2191	0.0395	-0.2490	0.5886
cotiza_pen-n	0.1978	-0.0895	0.1345	0.3194	0.3616	-0.3145	-0.2374	-0.1440	-0.1105	0.5137
P8640	-0.0200	0.0097	0.0270	-0.0012	-0.1513	0.6760	0.1941	-0.1795	-0.1487	0.4270
ingreso_ad-o	0.0180	0.0144	0.0429	-0.0857	0.1041	0.0563	0.2116	0.7948	-0.2800	0.2213
P5502	0.2099	-0.1462	-0.0131	-0.1894	0.5124	0.1285	-0.1670	-0.1028	0.0453	0.5789
P6040	0.2481	-0.1785	0.5797	-0.3314	0.1881	0.0765	0.0668	-0.0717	-0.1040	0.3990
educación	0.3576	-0.0334	-0.0972	0.4044	0.2853	-0.0855	0.1974	-0.1106	-0.0129	0.5579
leer_escri-r	0.1721	0.0045	-0.2564	0.2220	-0.0542	-0.2608	-0.0088	0.2510	0.2621	0.6526
P5000	0.3766	-0.3074	0.4196	0.1387	-0.0903	0.1018	-0.0171	0.0715	0.1269	0.5284
gas_natural	0.7401	0.0238	-0.0722	-0.0993	-0.1026	0.0879	-0.0293	0.0452	0.0446	0.4135
servicio_s-o	0.8063	0.0639	-0.1967	-0.1505	-0.0829	-0.0010	-0.0271	-0.0117	0.0796	0.2704
basura	0.7584	0.0732	-0.1738	-0.1798	-0.1294	-0.0586	-0.0198	-0.0209	0.0796	0.3296
economizad-s	0.3547	-0.0465	0.0068	0.2118	0.0709	0.1180	0.2285	0.1798	-0.1392	0.7042
agua_alime-s	0.7642	0.0767	-0.1708	-0.2070	-0.1471	0.0023	-0.0093	0.0213	0.0690	0.3111
cocina	0.0333	0.0413	-0.1577	0.1571	0.1709	0.0837	0.6804	-0.2765	0.1970	0.3331
telefono_f-o	0.3865	-0.1095	0.1646	0.3969	0.1488	0.1653	0.0243	0.0400	-0.0125	0.6022
I_HOGAR	0.2955	-0.0929	0.3767	0.3835	-0.0982	-0.1767	-0.0687	-0.0228	-0.1058	0.5577
CANT_PERSON-R	0.0195	-0.1728	0.4446	0.0369	-0.6140	-0.1511	0.1108	-0.0318	0.0087	0.3575

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2019

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCI

Ilustración 22. Coeficientes del score 2018

Scoring coefficients (method = regression; based on varimax rotated factors)

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Enfermedad~a	0.00766	0.01593	-0.04435	0.46044	-0.04149	-0.14788	0.21971	0.05441	-0.12171
P1708	-0.00715	-0.07601	0.08369	-0.07054	-0.01675	0.02138	0.56781	-0.05153	0.02789
Regimen	-0.05015	-0.00290	-0.09032	0.09377	0.03889	-0.02223	0.15092	0.72380	-0.02593
Estado_salud	-0.09142	-0.05552	0.19901	-0.07820	0.03581	0.47829	0.21155	-0.11501	-0.00695
Ingreso_ad~1	0.00873	-0.00175	-0.03538	-0.03705	-0.01311	-0.04742	0.09412	-0.00877	0.88683
P5502	-0.04598	-0.03532	0.06846	0.27583	-0.52160	0.14462	-0.19561	0.03423	0.08940
Cotiza_pen~n	-0.10446	0.00133	0.39555	-0.00160	-0.04786	-0.11070	0.05969	0.02705	-0.20872
P8640	-0.02357	0.01028	-0.13504	0.02309	-0.03844	0.55848	-0.12194	0.03324	0.12709
P6040	-0.02551	0.02362	-0.00893	0.51162	-0.01570	0.07171	-0.10718	-0.10638	0.02823
Educacion	-0.04891	0.01542	0.44335	-0.14721	-0.11327	-0.07381	-0.08904	-0.05241	-0.01424
Leer_escr~r	0.04161	0.02014	0.04521	-0.27357	-0.12337	0.00272	-0.19536	0.53809	0.00543
P5000	-0.02116	-0.03496	0.12723	0.15030	0.20823	0.07430	-0.07357	0.23579	0.07987
Gas_natural	0.24759	0.00527	0.00130	0.00128	0.03333	-0.01317	-0.04862	-0.01821	0.07910
Servicio_s~o	0.32058	-0.02752	-0.05667	-0.02746	-0.01953	-0.02510	0.02072	-0.01505	-0.02343
Basura	0.31613	-0.01048	-0.06650	-0.04081	-0.00156	-0.03946	0.03326	0.00088	-0.02049
Economizad~s	0.02260	-0.00807	0.23555	0.00149	0.02818	-0.05924	0.07472	-0.11962	0.01771
Agua_alime~s	0.32989	0.00023	-0.10233	-0.01264	0.00715	-0.02534	0.03049	-0.05466	-0.04741
Cocina	0.01398	0.02731	-0.07572	0.15268	0.02134	0.01692	0.56351	0.07817	0.06506
Telefono_f~o	0.00471	0.02241	0.21829	0.08148	-0.06290	0.10181	-0.05719	0.00532	0.17660
I_HOGAR	-0.03712	0.03187	0.27533	0.04807	0.31861	0.07337	0.03322	0.07377	0.08650
CANT_PERSO~R	-0.00114	-0.00055	-0.06105	0.03139	0.57795	0.01076	-0.13260	-0.04779	-0.01621
DIRECTORIO	-0.05878	-0.02601	0.08405	-0.03728	0.01688	-0.51336	-0.05691	-0.03326	0.22011
SECUENCIA_~A	-0.02698	0.98352	0.03709	0.04727	0.03218	0.01821	-0.06075	0.01370	0.01327
ORDEN	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCIII

Ilustración 23. Coeficientes del Score 2019

. predict factor, regression

Scoring coefficients (method = regression; based on varimax rotated factors)

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
DIRECTORIO	-0.05727	0.03225	-0.03791	-0.11516	0.11158	0.42881	-0.18905	0.31532	0.22153
SECUENCIA_A	-0.01117	0.98505	0.04158	0.02874	0.01367	0.04979	0.01343	-0.01749	-0.00711
ORDEN	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
enfermedad-a	-0.02513	-0.00447	-0.01741	0.48933	-0.09960	-0.23141	-0.09087	0.03936	0.15107
P1708	-0.00748	-0.04618	0.06848	-0.17029	-0.29006	-0.14368	0.12569	-0.20864	0.10313
regimen	0.01651	0.01698	-0.01095	-0.04246	-0.11312	0.70625	0.04940	-0.12796	-0.07308
estado_salud	-0.03966	0.00798	0.27251	-0.21996	-0.08383	-0.04471	0.33506	-0.24524	0.05048
cotiza_pen-n	-0.11524	0.02143	0.37551	0.09864	-0.14543	-0.08149	-0.28322	-0.12383	-0.19062
P8640	0.00882	-0.00334	-0.01497	0.01347	-0.01146	0.02211	0.69084	0.11963	-0.00209
ingreso_ad-o	-0.02737	0.00260	-0.01527	0.05692	-0.03916	-0.01496	-0.03379	-0.09887	0.85097
P5502	0.02813	-0.04478	0.03902	0.25287	-0.34688	0.20610	-0.00203	-0.02721	-0.11793
P6040	-0.01032	0.02104	0.02253	0.49887	0.11008	0.09164	0.10053	-0.03261	0.00975
educación	-0.02763	-0.00423	0.32779	-0.03342	-0.12742	-0.09249	-0.07324	0.28029	-0.03112
leer_escr-r	0.08268	-0.03193	0.03274	-0.30482	0.02714	0.09149	-0.34664	0.07393	0.12223
P5000	0.02843	-0.04967	0.19172	0.05013	0.24552	0.23453	0.05826	-0.02914	0.03466
gas_natural	0.26334	-0.00295	-0.01347	-0.01849	0.01473	0.04971	0.05716	-0.03117	0.03236
servicio_s-o	0.31221	-0.00904	-0.06279	-0.03034	-0.02947	0.00632	-0.02255	0.00688	-0.03278
basura	0.30655	-0.00509	-0.09202	-0.02239	0.01600	-0.02261	-0.05761	0.00060	-0.04576
economizad-s	0.02158	-0.01273	0.19456	-0.01045	-0.01477	-0.06141	0.11431	0.13061	0.28090
agua_alime-s	0.31728	-0.00521	-0.11228	-0.02248	0.01634	-0.00267	-0.00912	-0.00929	0.00299
cocina	-0.01803	-0.00962	0.02921	0.01878	-0.00117	-0.06566	0.11642	0.74508	-0.06721
telefono_f-o	-0.02793	0.01126	0.35746	-0.03964	-0.01989	0.11043	0.11336	0.05850	0.06676
I_HOGAR	-0.06913	0.04425	0.35624	-0.00314	0.23045	-0.08015	-0.08490	-0.10672	-0.03565
CANT_PERSON-R	0.00423	-0.02530	-0.01192	-0.02540	0.59166	-0.10085	0.02071	-0.05201	-0.03263

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2019

Ilustración 24. Matriz de rotación de factores 2018

Factor rotation matrix

	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Factor1	0.8566	-0.0203	0.4514	0.1932	0.0441	0.0998	-0.0367	0.1038	0.0264
Factor2	0.1324	0.9204	-0.0677	-0.2372	-0.1731	0.0307	0.1992	-0.0551	-0.0282
Factor3	-0.3593	0.3652	0.3735	0.6199	0.3914	-0.0843	-0.1951	0.0799	0.0950
Factor4	-0.3255	-0.0842	0.7568	-0.4249	-0.1388	0.1764	0.2498	0.1446	0.0094
Factor5	-0.0576	-0.0407	0.1116	0.4121	-0.7908	-0.4122	0.1263	0.0014	-0.0383
Factor6	-0.0797	-0.0166	-0.1917	0.3687	-0.1566	0.7455	0.3103	0.3152	-0.2115
Factor7	0.0496	-0.0080	-0.1348	-0.0699	0.2319	-0.4410	0.3468	0.7741	-0.0813
Factor8	-0.0303	0.0732	-0.0816	-0.1308	-0.2889	0.1742	-0.5697	0.4757	0.5525
Factor9	0.0251	-0.0674	-0.0738	0.1178	0.0921	0.0181	0.5490	-0.1843	0.7945

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2018

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCIV

Ilustración 25. Matriz de rotación de factores 2019

Factor rotation matrix

	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Factor1	0.8952	0.0312	0.4152	0.1507	0.0236	-0.0041	-0.0171	0.0212	0.0354
Factor2	0.0695	0.9541	-0.1643	-0.1490	-0.1281	-0.1324	0.0052	0.0391	0.0109
Factor3	-0.2496	0.2818	0.2940	0.5551	0.5912	0.2966	0.0534	-0.1524	0.0104
Factor4	-0.2700	0.0614	0.7706	-0.5540	0.0483	-0.0402	0.0085	0.1351	-0.0186
Factor5	-0.1973	0.0610	0.2749	0.4523	-0.7193	0.2408	-0.2297	0.2155	0.0518
Factor6	0.0363	0.0068	-0.0121	-0.0664	-0.1966	0.3946	0.8885	0.0118	0.1011
Factor7	-0.0304	-0.0310	-0.0693	0.1519	0.2260	-0.2595	0.1279	0.8511	0.3333
Factor8	0.0171	0.0000	-0.0460	-0.1759	0.0186	0.2471	-0.2195	-0.2204	0.8992
Factor9	0.1308	0.0268	-0.1944	-0.2774	0.1544	0.7422	-0.3001	0.3701	-0.2564

Fuente. Cálculos propios con base a la información de la Encuesta de Calidad de Vida del 2019

11.2 Preguntas de la Encuesta Calidad de Vida del DANE

Datos de la vivienda

1. Tipo de la vivienda	Casa	1	
	Apartamento	2	
	Cuarto(s)	3	
	Vivienda Tradicional	4	
	Otro	5	

Fuente. Elaboración propia

2. Material predominante de las paredes exteriores	Bloque, ladrillo, piedra, madera pulida	1	
	Tapia pisada, adobe	2	
	Bahareque revocado	3	
	Bahareque sin revocar	4	
	Madera burda, tabla, tablón	5	
	Material prefabricado	6	
	Guadua, caña, esterilla, otro vegetal	7	
	Zinc, tela, lona, cartón, latas, desechos, plástico	8	
	Sin paredes	9	

Fuente. Elaboración propia

3. Material predominante de los pisos	Alfombra o tapete de pared a pared	1	
	Madera pulida y lacada, parqueté	2	
	Mármol	3	
	Baldosa, vinilo, tableta, ladrillo, laminado	4	
	Madera burda, tabla, tablón	5	
	Cemento, gravilla	6	
	Tierra, arena	7	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCV

4. ¿Cuál es el material predominante del techo o cubierta?	Plancha de concreto, cemento u hormigón	1	
	Tejas de barro	2	
	Teja de asbesto-cemento	3	
	Teja metálica o lámina de zinc	4	
	Teja plástica	5	
	Paja, palma u otros vegetales	6	
	Material de desecho (tela, cartón, latas, plástico, otros)	7	

Fuente. Elaboración propia

			Sí	No	Estrato para Tarifa
5. ¿Con cuáles de los siguientes servicios públicos, privados o comunales cuenta la vivienda?	Energía eléctrica	1			
	Acueducto	2			
	Alcantarillado	3			Veces por semana
	Recolección de basuras	4			

Fuente. Elaboración propia

			Sí	No
6. En los últimos 12 MESES, la vivienda ha sido afectada por:	Inundaciones, desbordamientos, crecientes, arroyos	1		
	Avalanchas, derrumbes o deslizamientos	2		
	Hundimiento del terreno	3		
	Ventarrones, tormentas, vendavales	4		

Fuente. Elaboración propia

7. ¿Cuántos grupos de personas (hogares) preparan los alimentos por separado en esta vivienda y atienden necesidades básicas con cargo a un presupuesto común?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

Servicios del hogar

1. Incluyendo sala y comedor, ¿de cuántos cuartos o piezas dispone este hogar?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

2. ¿En cuántos de esos cuartos duermen las personas de este hogar?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

3. Durante los ÚTIMOS 30 días se han presentado	Cortes o suspensiones de energía por falta de pago	1	
	Cortes o suspensiones de energía por otro motivo	1	
	Cambios bruscos de voltaje	1	
	Bajo voltaje	1	
	Ninguno de los anteriores	2	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCVI

3A. ¿Cuál es la fuente de iluminación principal en la vivienda?	Energía eléctrica	1	
	Lámpara de Gas Propano	2	
	Lámpara de Kereosene, petróleo, gasolina	3	
	Lámpara de pilas o baterías	4	
	Velas	5	

Fuente. Elaboración propia

4. ¿En este hogar tienen servicio de gas natural conectado a red pública?	Sí	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

5. ¿Con qué tipo de servicio sanitario cuenta el hogar?	Inodoro conectado a alcantarillado	1	
	Inodoro conectado a pozo séptico	2	
	Inodoro sin conexión	3	
	Letrina	4	
	Inodoro con descarga directa a fuentes de agua (bajamar)	5	
	No tiene servicio sanitario	6	

Fuente. Elaboración propia

6. El servicio sanitario está ubicado	Dentro de la vivienda	1	
	Fuera de la vivienda, pero en el lote o terreno	2	

Fuente. Elaboración propia

7. ¿De cuántos servicios sanitarios o inodoros dispone este hogar?			
--	--	--	--

Fuente. Elaboración propia

8. El servicio sanitario del hogar es	De uso exclusivo de las personas del hogar	1	
	Compartido con personas de otros hogares	2	

Fuente. Elaboración propia

9. El hogar cuenta con:	Lavamanos	1	
	Lavadero	1	
	Lavaplatos	1	
	Ninguno de los anteriores	2	

Fuente. Elaboración propia

10. Usualmente, los miembros de este hogar, ¿usan jabón para lavarse las manos?	Sí	1	
	No	2	
	No se lavan las manos	3	

Fuente. Elaboración propia

11. ¿Cómo eliminada principalmente la basura en este hogar?	La recogen los servicios de aseo	1	
	La tiran a un río, quebrada, caño o laguna	2	
	La tiran a un patio, lote, zanja o baldío	3	
	La queman	4	
	La entierran	5	
	La recoge un servicio informal (zorra, carreta, etc.)	6	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCVII

12. ¿En este hogar clasifican las basuras?	Sí	1	
	Qué tipo de material clasifican:		
	Desperdicios de alimentos y desechos orgánicos	1	
	Vidrio	1	
	Papel y cartón	1	
	Plástico	1	
	Pilas y baterías	1	
	Envases metálicos o de aluminio	1	
	Medicamentos	1	
No	2		

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Cuáles de las siguientes prácticas realiza este hogar para reducir el consumo de agua y energía eléctrica?		Sí	No
	Usar bombillas de bajo consumo	1	2
	Apagar luces	1	2
	Planchar la mayor cantidad de ropa en cada ocasión o no planchar	1	2
	Desconectar aparatos electrónicos	1	2
	Reutilizar agua	1	2
	Recolectar agua lluvia	1	2
	Usar tanque sanitario de bajo consumo de agua	1	2
	Usar economizadores de agua para ducha y grifería	1	2

Fuente. Elaboración propia

14. El agua para preparar los alimentos, la obtienen principalmente de	Acueducto público	1	
	Acueducto comunal o veredal	2	
	Pozo con bomba	3	
	Pozo sin bomba, aljibe, jagüey o barreno	4	
	Agua de lluvia	5	
	Río, quebrada, manantial o nacimiento	6	
	Pila pública	7	
	Carrotanque	8	
	Aguatero	9	
Agua embotellada o en bolsa	10		

Fuente. Elaboración propia

15. ¿El agua llega al hogar las 24 horas del día, durante los siete días de la semana?	Sí	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

16. El agua para beber principalmente	La usan tal como la obtienen	1	
	La hierven	2	
	Le echan cloro	3	
	Utilizan filtros	4	
	La decantan o usan filtros naturales	5	
	Compran agua embotellada o en bolsa	6	

Fuente. Elaboración propia

17. ¿En dónde preparan los alimentos las personas de este hogar?	En un cuarto usado solo para cocinar	1	
	En un cuarto usado también para dormir	2	
	En una sala-comedor	3	
	En un patio, corredor, enramada, al aire libre	4	
	En ninguna parte (no preparan alimentos)	5	

Fuente. Elaboración propia

18. ¿El hogar tiene cocina? (espacio exclusivo para preparar alimentos)	Sí	1	
	No	2	

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales XCVIII

Fuente. Elaboración propia

19. ¿Qué energía o combustible utilizan principalmente para cocinar?	Electricidad	1	
	Gas natural conectado a red pública	2	
	Petróleo, gasolina, kerosene, alcohol	3	
	Gas propano/GLP (en cilindro o pipeta)	4	
	Carbón mineral	5	
	Leña, madera	6	
	Carbón de leña	7	
	Material de desecho	8	

Fuente. Elaboración propia

20. Adicionalmente, ¿utilizan otro combustible para cocinar?	Sí	1	
	Qué tipo de combustible utilizan:		
	Electricidad	1	
	Gas natural conectado a red pública	2	
	Petróleo, gasolina, kerosene, alcohol	3	
	Gas propano/GLP (en cilindro o pipeta)	4	
	Carbón mineral	5	
	Leña, madera	6	
	Carbón de leña	7	
	Material de desecho	8	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

21. La leña que utiliza el hogar como combustible para cocinar es:	Leña comprada	1	
	Leña cortada o recogida	1	

Fuente. Elaboración propia

22. ¿Cuántos kilogramos de leña utiliza para cocinar al día?	Kilogramo		
--	-----------	--	--

Fuente. Elaboración propia

23. ¿Con qué frecuencia preparan alimentos en este hogar?	Todos los días de la semana	1		Veces al día
	Cuatro a seis veces a la semana	2		
	Dos o tres veces a la semana	3		
	Una vez por semana	4		
	Menos de una vez por semana	5		

Fuente. Elaboración propia

24. ¿En este hogar tienen servicio telefónico fijo?	Sí	1	
	No	1	

Fuente. Elaboración propia

25. ¿Cuántas personas componen este hogar?			
--	--	--	--

Fuente. Elaboración propia

Características y composición del hogar

1. Actualmente...:	No está casado(a) y vive en pareja hace menos de dos años	1	
	No está casado (a) y vive en pareja hace dos años o más	2	
	Está viudo(a)	3	
	Está separado(a) o divorciado (a)	4	
	Está soltero (a)	5	
	Está casado (a)	6	

Fuente. Elaboración propia

2. ¿Dónde nació...?	En este municipio	1	
	En otro municipio	2	
	Estados Unidos	3	
	España	4	
	Venezuela	5	
	Ecuador	6	
	Panamá	7	
	Perú	8	
	Costa Rica	9	
	Argentina	10	
	Francia	11	
	Italia	12	
	Otro país	13	

Fuente. Elaboración propia

3. Antes de venir a este municipio...vivía en:	Otro país	1	
	Otro Municipio	2	

Fuente. Elaboración propia

4. ... vivía en:	El centro urbano donde está la alcaldía	1	
	Un corregimiento, inspección de policía, caserío, vereda o campo	2	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales C

5. ¿Cuál es o fue el nivel de educación más alto alcanzado por el padre de...?	Algunos años de primaria	1	
	Toda la primaria	2	
	Algunos años de secundaria	3	
	Toda la secundaria	4	
	Uno o más de técnica o tecnológica	5	
	Técnica o tecnológica completa	6	
	Uno o más años de universidad	7	
	Universidad Completa	8	
	Ninguno	9	
	No sabe	10	

Fuente. Elaboración propia

6. La madre de... ¿vive en este hogar?	Sí	1	
	No	2	
	Fallecida	3	

Fuente. Elaboración propia

7. ¿...siempre ha vivido aquí en este municipio?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

8. ¿Cuántos años continuos hace que vive...aquí en este municipio?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

9. ¿Cuál es o fue el nivel de educación más alto alcanzado por la madre de...?	Algunos años de primaria	1	
	Toda la primaria	2	
	Algunos años de secundaria	3	
	Toda la secundaria	4	
	Uno o más de técnica o tecnológica	5	
	Técnica o tecnológica completa	6	
	Uno o más años de universidad	7	
	Universidad Completa	8	
	Ninguno	9	
	No sabe	10	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CI

10. De acuerdo con su cultura, pueblo o rasgos físicos, es o se reconoce como:	Indígena	1	
	Gitano(a) (Rom)	2	
	Raizal del archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina	3	
	Palenquero (a) de San Basilio	4	
	Negro(a), mulato(a), afrodescendiente, afrocolombiano(a)	5	
	Ninguno de los anteriores	6	

Fuente. Elaboración propia

11. ¿A cuál pueblo indígena pertenece...?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

12. ¿Usted se considera campesino (a)	Sí	1	
	No	2	
	No informa	9	

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Usted considera que alguna vez fue campesino (a)	Sí	1	
	No	2	
	No informa	9	

Fuente. Elaboración propia

14. ¿Usted considera que la comunidad en que vive es campesina (a)	Sí	1	
	No	2	
	No informa	9	

Fuente. Elaboración propia

15. En general, ¿Qué tan satisfecho (a) se siente... con su vida actualmente?	10		Totalmente satisfecho (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
0		Totalmente insatisfecho(a)	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CII

16. En general, ¿Qué tan satisfecho (a) se siente... con su ingreso actualmente?	10		Totalmente satisfecho (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		Totalmente insatisfecho(a)
	99		No recibe ingresos

Fuente. Elaboración propia

17. En general, ¿Qué tan satisfecho (a) se siente... con su salud actualmente?	10		Totalmente satisfecho (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		Totalmente insatisfecho(a)

Fuente. Elaboración propia

18. En general, ¿Qué tan satisfecho (a) se siente... con su nivel de seguridad actualmente?	10		Totalmente satisfecho (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		Totalmente insatisfecho(a)

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CIII

19. En general, ¿Qué tan satisfecho (a) se siente... con su trabajo/actividad actualmente?	10		Totalmente satisfecho (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
0		Totalmente insatisfecho(a)	

Fuente. Elaboración propia

20. ¿Qué tan feliz se sintió... el día de ayer?	10		Todo el tiempo feliz
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
0		Para nada feliz	

Fuente. Elaboración propia

21. ¿Qué tan preocupado(a) se sintió...el día de ayer?	10		Todo el tiempo preocupado (a)
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
0		Para nada preocupado(a)	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CIV

22. ¿Qué tan triste se sintió...el día de ayer?	10		Todo el tiempo triste
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		Para nada triste

Fuente. Elaboración propia

23. ¿Qué tanto considera... que las cosas que hace en su vida valen la pena?	10		Valen totalmente la pena
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		No valen la pena

Fuente. Elaboración propia

24. ¿En cuál escalón diría usted que se encuentra parado (a) en este momento?	10		Mejor vida
	9		
	8		
	7		
	6		
	5		
	4		
	3		
	2		
	1		
	0		Peor vida

Fuente. Elaboración propia

Salud

1. ¿está afiliado(a) (cotizante o beneficiario(a) a alguna entidad de seguridad social en salud?	SI	1	Pase a 3
	NO	2	
	No sabe, no informa	9	Pase a 8

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CV

2. ¿Por qué razón principal no está afiliado(a) a una entidad de seguridad social en salud?	Por falta de dinero	1	
	Muchos trámites	2	
	No le interesa o descuido	3	
	No sabe que debe afiliarse	4	
	No está vinculado(a) laboralmente a una empresa o entidad (Usted o la persona de la cual es beneficiario)	5	
	Está en trámite de afiliación	6	
	No hay una entidad cercana	7	
	Falta de documentación	8	
	Falta de documentación	9	
Después de responder la pregunta, pase a 9.			
Otra razón, ¿cuál?			

Fuente. Elaboración propia

3. ¿A cuál de los siguientes regímenes de seguridad social en salud está afiliado(a)?	Contributivo (EPS)	1	
	Especial (Fuerzas Armadas, Ecopetrol, universidades públicas, magisterio)	2	
	Subsidiado (EPS-S)	3	Pase a 6
	No sabe, no informa	9	Pase a 8

Fuente. Elaboración propia

4. ¿Quién paga mensualmente por la afiliación de...?	Paga una parte y otra la empresa o patrón	1	Pase a 5
	Le descuentan de la pensión	2	
	Paga la totalidad de la afiliación	3	
	No paga, es beneficiario(a)	5	

Fuente. Elaboración propia

5. ¿Cuánto paga o cuánto le descuentan mensualmente a... para estar cubierto(a) por una entidad de seguridad social en salud?	Si no sabe cuánto paga o cuánto le descuentan, escriba 99	
		Valor mensual pagado o descontado (\$)

Fuente. Elaboración propia

6. En general, considera que la calidad del servicio de la EPS o de la entidad de seguridad social en salud en la cual _____ está afiliado(a) es:	Muy buena	1	Pase a 8
	Buena	2	
	Mala	3	
	Muy mala	4	
	No sabe	9	Pase a 8

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CVI

7. ¿Cuál es el aspecto que más influye en su percepción sobre la calidad del servicio de su EPS o de la entidad de seguridad social en salud en la cual está afiliado(a)?	Trámites excesivos o dispendiosos	1
	Mala atención del personal administrativo o asistencial (médicos, enfermeras, etc.)	2
	Falta de capacidad, conocimientos o habilidad del personal asistencial	3
	Condiciones deficientes de infraestructura, dotación o mobiliario	4
	Demora en la asignación de citas	5
	Demora en la atención por parte del personal médico	6
	Otro, ¿cuál?	7

Fuente. Elaboración propia

		SI	NO
8. ¿Cuáles de los siguientes planes o seguros VOLUNTARIOS de salud tiene_____?	1. Medicina prepagada	1	2
	2. Plan complementario de salud con una EPS	1	2
	3. Póliza de hospitalización o cirugía	1	2
	4. Seguros médicos estudiantiles	1	2
	5. Otro (ambulancia, asistencia médica domiciliaria, etc.)	1	2

Fuente. Elaboración propia

9. El estado de salud de... en general, es:	Muy bueno	1
	Bueno	2
	Regular	3
	Malo	4

Fuente. Elaboración propia

10. Sin estar enfermo(a) y por prevención, ¿... consulta por lo menos una vez al año:	1. Al médico(a)?	
	Sí	1
	No	2
	2. Al odontólogo(a)?	
	Sí	1
	No	2
Si en las 2 opciones responde NO, pase a 13		

Fuente. Elaboración propia

11. ¿A dónde acude... por prevención?	Acude a su EPS o entidad de seguridad social en la cual está afiliado(a)	1
	Acude a su plan o seguro voluntario de salud (medicina prepagada, póliza de hospitalización o cirugía u otros	2
	Acude de forma particular a un(a) médico(a) general, especialista, odontólogo(a), terapeuta o profesional de la salud	3
	Otros	4

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CVII

12. En general, considera que la calidad de la prestación del servicio de salud cuando acude por prevención es:	Muy bueno	1
	Bueno	2
	mala	3
	Muy mala	4

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Por qué razón principal no consulta al médico(a) ni al odontólogo(a)?	Por falta de dinero	1
	Muchos trámites	2
	Considera que su estado de salud es bueno	3
	Considera que le hacen esperar mucho para atenderle	4
	El centro de atención está muy lejos	5
	Dificultad para viajar	6
	No confía en los médicos	7
	Considera que la atención es mala	8
	No le interesa o descuido	9
	Es difícil conseguir una cita oportuna	10
	No tiene tiempo	11
Otro	12	

Fuente. Elaboración propia

		No puede hacerlo	Sí, con mucha dificultad	Sí, con alguna dificultad	Sin dificultad
14. Dada su condición física y mental, y sin ningún tipo de ayuda, ¿... puede:	1. Oír la voz o los sonidos?	1	2	3	4
	2. Hablar o conversar?	1	2	3	4
	3. ¿Ver de cerca, de lejos o alrededor?	1	2	3	4
	4. ¿Mover el cuerpo, caminar o subir y bajar escaleras?	1	2	3	4
	5. Agarrar o mover objetos con las manos?	1	2	3	4
	6. Entender, aprender, ¿recordar o tomar decisiones por sí mismo(a)?	1	2	3	4
	7. ¿Comer, vestirse o bañarse por sí mismo(a)?	1	2	3	4
	8. Relacionarse o interactuar con las demás personas?	1	2	3	4
	9. ¿Hacer las actividades diarias sin presentar problemas cardiacos, respiratorios?	1	2	3	4

Fuente. Elaboración propia

15. Esta dificultad de... fue ocasionada:	¿Porque nació así?	1
	¿Por enfermedad?	2
	¿Por accidente laboral o enfermedad profesional?	3
	¿Por otro tipo de accidente?	4
	¿Por edad avanzada?	5
	¿Por el conflicto armado?	6
	¿Por violencia NO asociada al conflicto armado?	7
	¿Por otra causa?	8
	No sabe	9

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CVIII

Fuente. Elaboración propia

		SI	NO
16. Para esta dificultad... utiliza de manera permanente:	1. Gafas, lentes, lupas, implantes cocleares, bastones, silla de ruedas, ¿entre otras?	1	2
	2. Ayuda de otras personas?	1	2
	3. Medicamentos o terapias?	1	2
	4. Prácticas de medicina ancestral?	1	2

Fuente. Elaboración propia

17. En los últimos 30 días, ... ¿tuvo alguna enfermedad, accidente, problema odontológico o algún otro problema de salud que no haya implicado hospitalización?	SI	1	
	NO	2	Pase a la 38

Fuente. Elaboración propia

18. Para tratar ese problema de salud, ¿qué hizo principalmente...?	Acudió a la entidad de seguridad social en salud de la cual es afiliado(a)	1	
	Acudió de forma particular a un médico general, especialista, odontólogo, terapeuta o profesional de la salud	2	Pase a 30
	Acudió a un boticario, farmacéuta, droguista	3	Pase a 29
	Consultó a un empírico, curandero, yerbatero, coma	4	
	Asistió a terapias alternativas (acupuntura, esencias florales, musicoterapias, homeópata, etc.)	5	
	Usó remedios caseros	6	
	Se autor receto	7	
	Nada	8	

Fuente. Elaboración propia

19. ¿Acudió al servicio de urgencias en la institución prestadora de servicios (hospital o clínica) pública o privada?	SI	1	
	NO	2	Pase a 30

Fuente. Elaboración propia

20. ¿A... le brindaron asistencia médica en el servicio de urgencias para solucionar el problema de salud?	SI	1	Pase a 27
	NO	2	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CIX

21. ¿Cuál fue la razón principal por la que... no recibió atención médica en el servicio de urgencias?	El caso era leve	1
	Esperó demasiado tiempo y no lo atendieron	2
	Indicaron que allí no lo podían atender porque no estaba afiliado a alguna entidad que tuviera contrato con ellos.	3
	No tenía identificación y por eso lo rechazaron	4
	Indicaron que debían remitirlo a otra institución prestadora de servicios que tuviera los servicios requeridos para atenderlo	5
	No le dieron información	6
	No sabe/no responde	9

Fuente. Elaboración propia

22. ¿Cuánto tiempo transcurrió entre el momento de llegar al servicio de urgencias y el momento de ser atendido(a) por personal médico?	Lo atendieron inmediatamente	1
	Lo atendieron inmediatamente	2
	Entre 31 minutos y una hora	3
	Más de una hora hasta dos horas	4
	Más de dos horas	5

Fuente. Elaboración propia

23. En el servicio de urgencias... fue atendido(a) por:	Médico(a) general	1	Pase a 26
	Odontólogo(a)	2	
	Especialista	3	Pase a 27

Fuente. Elaboración propia

24. ¿Cuál fue la razón principal por la que... no solicitó o no recibió atención médica?	El caso era leve	1
	No tuvo tiempo	2
	El centro de atención queda lejos	3
	Falta de dinero	4
	Mal servicio o cita distanciada en el tiempo	5
	No lo atendieron	6
	No confía en los médicos	7
	Consultó antes y no le resolvieron el problema	8
	Muchos trámites para la cita	9
	No le cubrían o no le autorizaron la atención	10
	Le hacen esperar mucho para atenderlo	11
	Dificultad para viajar	12
	Otro	13

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CX

25. ¿Cuántos días transcurrieron entre el momento de pedir la cita y el momento de la consulta con el médico(a) general u odontólogo(a)?	Médico(a) general	1	Número de días
	Odontólogo(a)	2	
	Acudió directo al especialista	3	Pase a 27

Fuente. Elaboración propia

26. ¿fue remitido(a) a especialista?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

27. En general, considera que la calidad de la prestación del servicio de salud (medicina general, medicina especializada, odontología, etc.) fue:	Muy buena	1	Pase a 29
	Buena	2	
	Mala	3	
	Muy malo	4	

Fuente. Elaboración propia

28. ¿Cuál es el aspecto que más influyó en su percepción sobre la calidad de la prestación del servicio?	Trámites excesivos o dispendiosos	1
	Mala atención del personal administrativo o asistencial (médicos, enfermeras, etc.)	2
	Falta de capacidad, conocimientos o habilidad del personal asistencial	3
	Condiciones deficientes de infraestructura, dotación o mobiliario	4
	Demora en la asignación de citas	5
	Demora en la atención por parte del personal médico	6
	Problemas relacionados con los medicamentos	7
	Otro, ¿cuál?	8
Otro, ¿cuál?		

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXI

29. ¿Cuáles de las siguientes fuentes utilizó... para cubrir los costos de atención en salud en los últimos 30 días?	EPS o entidad de seguridad social en salud en la cual está afiliado(a)	1
	Plan o seguro voluntario (Seguro médico, plan complementario o medicina prepagada)	2
	Seguro obligatorio de accidentes de tránsito (SOAT)	3
	Secretaría de salud o la alcaldía	4
	Recursos propios o familiares	5
	Recursos de otras personas	6
	No se requirió pago	7

Fuente. Elaboración propia

30. Por esta enfermedad, ¿a... le formularon medicamentos?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

31. Estos medicamentos o remedios le fueron entregados a por cuenta de la institución a la cual está afiliado(a)?	SI	1
	NO	2
		3

Fuente. Elaboración propia

32. ¿Por qué razón no le fueron entregados los medicamentos (todos o algunos)?	No están incluidos en el POS o no le autorizaron	1
	No había los medicamentos recetados	2
	No había la cantidad requerida	3
	Por errores o deficiencias en la expedición de la fórmula médica	4
	No hizo las gestiones para reclamarlos	5
	No tenía dinero	6
	Acudió a médico particular	7
	Otra, ¿cuál?	8

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXII

33. ¿Durante los últimos 12 meses... tuvo que ser hospitalizado(a)?	SI	1	
	NO	2	Si es mujer entre 10 y 49 años, pase a 44. Si es menor de 6 años, pase a 48. Si es hombre mayor de 5 años o si es mujer entre 6 y 9 años o mujer mayor de 49 años, termine capítulo

Fuente. Elaboración propia

		SI	NO
34. ¿Cuáles de las siguientes fuentes se utilizaron para cubrir los costos de esta hospitalización? (Incluya consulta médica, exámenes y medicamentos)	1. EPS o entidad de seguridad social en la cual está afiliado(a)	1	2
	2. Plan o seguro voluntario (seguro médico, plan complementario o medicina prepagada)	1	2
	3. Seguro obligatorio de accidentes de tránsito (SOAT)	1	2
	4. Secretaría de salud o la alcaldía	1	2
	5. Recursos propios o familiares	1	2

Fuente. Elaboración propia

35. Considera que la calidad del servicio en esta hospitalización fue:	Muy buena	1
	Buena	2
	Mala	3
	Muy mala	4

Fuente. Elaboración propia

36. Por este problema de salud, ¿durante cuántos días en total dejó... de realizar sus actividades normales?	Si estuvo hospitalizado(a) más de una vez, refiérase a aquella en la que estuvo el mayor número de días.	Número de Días
--	--	----------------

Fuente. Elaboración propia

37. ¿está embarazada actualmente o ha tenido hijos(as)?	Si	1	
	No	2	Termine capítulo
Solo para mujeres de 10 a 49 años			

Fuente. Elaboración propia

38. ¿está embarazada actualmente o ha tenido hijos(as)?	Si	1	
	No	2	
	No está embarazada	3	Pase a 40

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXIII

39. ¿Durante este embarazo le han formulado suplementos vitamínicos (sulfato ferroso, ácido fólico, calcio, etc.)?	Si	1
	No	2

Fuente. Elaboración propia

40. ¿A qué edad tuvo su primer hijo(a)?	Si	1
	No	21
		Edad

Fuente. Elaboración propia

41. tiene el esquema completo de vacunación, según su edad?	Si	1
	No	2
las preguntas 41 a 43 son solo para personas menores de 6 años.		

Fuente. Elaboración propia

42. ¿Llevan a... a control de crecimiento y desarrollo?	Si	1	¿Cuántas veces le llevaron durante los ÚLTIMOS 12 MESES?	Número de veces
	No	2		

Fuente. Elaboración propia

43. ¿Cuál fue la principal razón para no llevar a... a un control de crecimiento y desarrollo?	No pensó que fuera necesario llevarlo(a) a consulta	1
	La consulta es muy cara, no tiene plata	2
	El lugar donde le atienden queda muy lejos/no hay servicio cerca	3
	No pudo dejar el trabajo/no tuvo tiempo	4
	No está afiliado(a) a EPS o a régimen subsidiado	5
	No consiguió cita cercana en el tiempo o le atienden muy mal	6
	Los trámites en la EPS/IPS son muy complicados	7
	Considera que no está en edad o es recién nacido(a)	8
	No tiene registro civil de nacimiento	9
	Otra, ¿cuál?	10
Otra, ¿cuál?		

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXIV

Educación

1. ¿Sabe leer y escribir?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

2. ¿actualmente estudia?	SI	1	Pase a 7
	NO	2	

Fuente. Elaboración propia

3. ¿Cuál es la razón principal para que... no estudie?	Considera que no está en edad escolar	1
	Considera que ya terminó	2
	Falta de dinero o costos educativos elevados	3
	Debe encargarse de los oficios del hogar (cuidado de niño(a)s y de otras personas del hogar: adultos mayores, personas con discapacidad, etc.)	4
	Por embarazo	5
	Por inseguridad o malos tratos en el establecimiento educativo; inseguridad en el entorno del centro educativo o del lugar de residencia	6
	Falta de cupo	7
	No existe un centro educativo cercano o el establecimiento asignado es muy lejano	8
	Necesita trabajar	9
	No le gusta o no le interesa el estudio	10
	Por enfermedad	11
	Necesita educación especial	12
	Tuvieron que abandonar el lugar de residencia habitual	13
	Sus padres o la persona encargada de su cuidado no lo consideran importante	14
	Por situaciones académicas (bajos resultados en el periodo académico, repetición de cursos)	15
	Otra razón, ¿cuál?	16
Otra razón, ¿cuál?		

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXV

4. ¿Cuál es el nivel educativo más alto alcanzado por... y el último año o grado aprobado en este nivel?	Ninguno	1	Si es menor de 18 años, pase a pregunta 20; de lo contrario, termine capítulo.
	Preescolar	2	
	Básica primaria (1.º-5.º)	3	
	Básica secundaria (6.º-9.º)	4	
	Media (10.º-13.º)	5	
	Técnico sin título	6	
	Técnico con título	7	
	Tecnológico sin título	8	
	Tecnológico con título	9	
	Universitario sin título	10	
	Universitario con título	11	
	Posgrado sin título	12	
	Posgrado con título	13	

Fuente. Elaboración propia

5. ¿Cuál es la modalidad de educación media que cursó?	Académica	1
	Técnica industrial	2
	Técnica comercial	3
	Técnica agropecuaria	4
	Otra técnica	5
	No sabe	6

Fuente. Elaboración propia

6. ¿En qué nivel está matriculado(a)... y qué grado o año cursa?	Preescolar	1	Pase a 8
	Básica primaria (1.º-5.º)	2	
	Básica secundaria (6.º-9.º)	3	
	Media (10.º-13.º)	4	
	Técnico	5	
	Tecnológico	6	
	Universitario	7	
	Posgrado	8	

Fuente. Elaboración propia

7. ¿Cuál es la modalidad de educación media que cursa o cursó?	Académica	1
	Técnica industrial	2
	Técnica comercial	3
	Técnica agropecuaria	4
	Otra técnica	5
	No sabe	6

Fuente. Elaboración propia

8.El establecimiento donde estudia... es:	Oficial	1
	No oficial	2

Fuente. Elaboración propia

9.Este establecimiento está ubicado en:	Un centro urbano donde está la alcaldía municipal	1
	Corregimiento, inspección de	2
	Vereda o campo	3

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXVI

10.El establecimiento donde estudia... es:	Mañana	1
	Tarde	2
	Noche	3
	Única o completa	4
	Única o completa	5

Fuente. Elaboración propia

11. ¿Sabe leer y escribir?		SI	NO
	1. Matrícula?	1	2
	2. Pensión?	1	2
	3. Otros conceptos por derechos académicos?	1	2

Fuente. Elaboración propia

12.El establecimiento donde estudia... es:	Vehículo particular	1
	Transporte escolar (ruta escolar)	2
	Transporte público	3
	A pie	4
	Bicicleta	5
	Otro	6

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Recibe... en el plantel educativo alimentos (desayunos, refrigerios, almuerzos) en forma gratuita o por un pago simbólico?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

14.Durante este AÑO ESCOLAR, ¿recibió beca en dinero o en especie para estudiar?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

15. ¿De quién recibió la beca para estudiar?	De la misma institución educativa	1
	Icetex	2
	Gobierno nacional o departamental	3
	Gobierno distrital o municipal	4
	Otra entidad pública	5
	Empresa pública donde Ud. o un familiar trabajan	6
	Empresa privada donde Ud. o un familiar trabajan	7
	Empresa privada donde Ud. o un familiar trabajan	8

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXVII

16. Durante este AÑO ESCOLAR, ¿... recibió subsidio en dinero o en especie para estudiar?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

17. ¿De quién recibió el subsidio para estudiar?	De la misma institución educativa	1
	Icetex	2
	Gobierno nacional o departamental	3
	Gobierno distrital o municipal	4
	Otra entidad pública	5
	Empresa pública donde Ud. o un familiar trabajan	6
	Empresa privada donde Ud. o un familiar trabajan	7
	Otra entidad privada	8

Fuente. Elaboración propia

18. Durante este AÑO ESCOLAR, ¿ha recibido crédito educativo?	SI	1
	NO	2

Fuente. Elaboración propia

19. ¿Quién le concedió el crédito educativo?	Icetex	1
	Fondo Nacional del Ahorro	2
	Banco o corporación	3
	Otra entidad pública	4
	Establecimiento educativo	5
	Fundación (ONG)	6
	Otra entidad, ¿cuál?	7

Fuente. Elaboración propia

20. ¿Con quién permanece... después de asistir al establecimiento educativo o durante la mayor parte del tiempo entre semana?	Una persona de este hogar	1
	Una persona de este hogar	2
	Una institución	3
	Permanece solo	4

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXVIII

21. ¿Cuál es el nivel educativo de esta persona?	Algunos años de primaria	1
	Toda la primaria	2
	Algunos años de secundaria	3
	Toda la secundaria	4
	Uno o más años de técnica o tecnológica	5
	Técnica o tecnológica completa	6
	Uno o más años de universidad	7
	Universitaria completa	8
	Ninguno	9
	No sabe	10

Fuente. Elaboración propia

22. Durante este AÑO ESCOLAR, ¿... ha recibido crédito educativo?	Participa en cursos, talleres o grupos artísticos (música, teatro, danza, pintura, etc.)	1
	Participa en cursos, talleres o grupos de ciencia y tecnología (computación, botánica, robótica, etc.)	2
	Asiste a cursos, prácticas o escuelas deportivas (fútbol, gimnasia, natación, tenis, atletismo, etc.)	3
	Participa en grupos de estudio	4
	Sale al parque	5
	Lee libros	6
	Juega	7
	Ninguna de las anteriores	8

Fuente. Elaboración propia

Fuerza de trabajo

1. ¿En qué actividad ocupó... La mayor parte del tiempo LA SEMANA PASADA?	Trabajando	1	
	Buscando trabajo	2	
	Estudiando	3	
	Oficios del hogar	4	
	Incapacitado permanente para trabajar	5	
	Otra actividad, ¿cuál?	6	

Fuente. Elaboración propia

2. Además de lo anterior, ¿... realizó LA SEMANA PASADA alguna actividad paga por una hora o más?	Sí	No

Fuente. Elaboración propia

3. Aunque... no trabajó LA SEMANA PASADA, por una HORA O MÁS en forma remunerada, ¿tenía durante esa semana algún trabajo o negocio por el que recibe ingresos?	Sí	No

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXIX

	Sí	No
4. ¿... trabajó LA SEMANA PASADA en un negocio por UNA HORA O MÁS sin que le pagaran?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
5. En las ÚLTIMAS 4 SEMANAS, ¿... hizo alguna diligencia para conseguir un trabajo o instalar un negocio?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
6. ¿Desea... conseguir un trabajo remunerado o instalar un negocio?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
7. Durante los últimos 12 MESES, ¿... trabajó por lo menos 2 semanas consecutivas		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
8. Después de su último empleo, ¿... ha hecho alguna diligencia para conseguir trabajo o instalar un negocio?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
9. Durante los últimos 12 MESES, ¿... ha hecho alguna diligencia para conseguir trabajo o instalar un negocio?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
10. Si le hubiera resultado algún trabajo a..., ¿estaba disponible LA SEMANA PASADA para empezar a trabajar?		

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
11. ¿Qué hace... en este trabajo?		

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXX

12. ¿Cuál es el nombre de la empresa, negocio, industria, oficina, firma o finca donde trabaja...?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

13. En este trabajo... es:	Obrero o empleado de empresa particular	1	
	Obrero o empleado del gobierno	2	
	Empleado doméstico	3	
	Profesional independiente	4	
	Trabajador independiente o por cuenta propia	5	
	Patrón o empleador	6	
	Trabajador de finca, tierra o parcela PROPIA, EN ARRIENDO, APARCERÍA, USUFRUCTO O POSESIÓN	7	
	Trabajador sin remuneración	8	
	Ayudante sin remuneración	9	
	Jornalero o peón	10	

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No
14. ¿Para realizar este trabajo tiene... algún tipo de contrato?		

Fuente. Elaboración propia

15. ¿Qué tipo de contrato tiene, verbal o escrito?	Verbal	1	
	Escrito	2	

Fuente. Elaboración propia

16. ¿El contrato de trabajo es a término indefinido o a término fijo?	A término indefinido	1			
	A término fijo	2		Numero de meses	

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no informa
17. ¿Está afiliado(a) por una empresa o individualmente a una Administradora de Riesgos Laborales (ARL) (por accidentes de trabajo, enfermedad profesional, etc.)?			

Fuente. Elaboración propia

18. Antes de descuentos, ¿cuánto ganó... el MES PASADO en este empleo? (incluya propinas y comisiones y excluya horas extras, viáticos y pagos en especie.)	
--	--

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no informa
19. ¿Está afiliado(a) por una empresa o individualmente a una Administradora de Riesgos Laborales (ARL) (por accidentes de trabajo, enfermedad profesional, etc.)?			

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXI

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
20. El MES PASADO, ¿... Recibió subsidio de alimentación en dinero?				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
21. ¿El MES PASADO, ¿... Recibió auxilio de transporte en dinero?				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
22. El MES PASADO, ¿... Recibió subsidio familiar en dinero?				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
23. ¿El MES PASADO, ¿... Recibió primas (técnica, de antigüedad, clima, orden público, etc.) en dinero?				

Fuente. Elaboración propia

24. ¿Cuál fue la ganancia neta o los honorarios netos de... en esa actividad, negocio, profesión o finca, el MES PASADO ?	
---	--

Fuente. Elaboración propia

25. ¿Cuál fue la ganancia neta del negocio o de la cosecha durante los ÚLTIMOS 12 MESES?	
--	--

Fuente. Elaboración propia

26. Fundamentalmente, ¿dónde realiza usted su trabajo principal?	Local fijo, oficina, fábrica, etc.	1	
	En la vivienda que habita	2	
	En otras viviendas	3	
	En kiosco-caseta	4	
	En un vehículo (taxi, carro, bus, lancha, barco)	5	
	Puerta a puerta	6	
	Sitio al descubierto en la calle (ambulante o estacionario)	7	
	En el campo o área rural, mar o río	8	
	En una obra de construcción	9	
	En una mina o cantera	10	

Fuente. Elaboración propia

27. ¿Cuántas horas a la semana trabaja normalmente... en ese trabajo	
--	--

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXII

28. ¿Cuántas horas trabajó durante la semana pasada en este trabajo?	
--	--

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
29. Además de su ocupación u oficio principal, ¿... El mes pasado tuvo otros trabajos o negocios por los cuales recibió ingresos?				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	Ya es pensionado
30. ¿Está... Cotizando actualmente a un fondo de pensiones?			

Fuente. Elaboración propia

31. ¿A cuál de los siguientes fondos cotiza actualmente:	¿Fondo privado?	1	
	Colpensiones?	2	
	Regímenes especiales (¿Fuerzas Militares, Magisterio, etc.?)	3	
	Fondo subsidiado (Programa de Subsidio al Aporte en Pensión, Colombia Mayor, ¿Prosperar)?	4	
	No sabe	5	

Fuente. Elaboración propia

32. ¿Está Vinculado al programa de beneficios económicos periódicos (BEPS)?	Sí	1	
	No	2	
	No conoce el programa	3	
	No sabe, no informa	4	

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
33. El mes pasado... ¿recibió algún ingreso por concepto de pensión de jubilación, sustitución pensional, invalidez o vejez?				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
34. El mes pasado... ¿recibió algún ingreso en dinero para el sostenimiento de hijos(as) menores de 18 años? (incluye pensión de alimentación y contribución de padres ausentes)				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor mensual
35. El mes pasado... ¿recibió algún ingreso por concepto de arriendos de casas, apartamentos, fincas de recreo, lotes, vehículos, maquinaria y equipo?				

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXIII

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor
36. Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió algún ingreso por concepto de ayudas en dinero proveniente de otros hogares o instituciones? (padres, hijos(as), familiares, amigos(as))				
	De donde proviene el dinero	fuera del país	Dentro del país	Ambas partes

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor
37. Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió dinero por venta de propiedades? (casas, edificios, lotes, maquinaria, vehículos, electrodomésticos, etc.				

Fuente. Elaboración propia

	Sí	No	No sabe, no Informa	Valor
38. Durante los ÚLTIMOS 12 MESES... ¿recibió dinero por otros conceptos? (cesantías, intereses de cesantías, intereses por préstamos o CDT, rifas, etc.				

Fuente. Elaboración propia

Tenencia y financiación de la vivienda que ocupa el hogar

1. La vivienda ocupada por este hogar es:	Propia, totalmente pagada	1	
	Propia, la están pagando	2	
	En arriendo o subarriendo	3	
	Con permiso del propietario, sin pago alguno (Usufructuario)	4	
	Posesión sin título (ocupante de hecho)	5	
	Propiedad colectiva	6	

Fuente. Elaboración propia

2. ¿Cuánto pagan mensualmente por cuota de amortización?	Valor	\$
--	-------	----

Fuente. Elaboración propia

3. ¿Algún miembro de este hogar tiene escritura registrada de esta vivienda?	Sí	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXIV

		Número de orden	
4. La escritura está a nombre de:	Solo una persona del Hogar	1	
		Nombre	
	Dos o más personas del hogar	2	
	¿Cuántas?		
	Nombre		
	Nombre		
	Nombre		
	Nombre		

Fuente. Elaboración propia

5. Si tuviera que vender esta vivienda, ¿Cuál sería el precio mínimo en que la vendería?	Valor	\$
--	-------	----

Fuente. Elaboración propia

6. Si tuviera que pagar arriendo por esta vivienda, ¿Cuánto estima que tendría que pagar mensualmente?	Valor	\$
--	-------	----

Fuente. Elaboración propia

7. ¿Cuánto pagan mensualmente por arriendo?	Valor	\$
---	-------	----

Fuente. Elaboración propia

8. ¿Qué tipo de contrato de arriendo tiene, verbal o escrito?	Verbal	1	
	Escrito	2	

Fuente. Elaboración propia

9. ¿ En los últimos doce meses, algún miembro del hogar recibió subsidio del gobierno o de otra institución en dinero o en especie para la compra, construcción, mejora, titulación o escrituración de vivienda, casalote o lote?	Si		¿En dinero?	Si	1	Valor estimado	\$	
			No	2				
	No			¿En especie?	SI	1	Valor estimado	\$
				No	2			

Fuente. Elaboración propia

Condiciones de vida del hogar y tenencia de bienes

1. ¿Quién contesta el capítulo?	Jefe(a) del hogar	1	
	Cónyuge	2	

Fuente. Elaboración propia

2. ¿Cómo se siente en el barrio, pueblo o vereda donde vive?	Seguro(a)	1	
	Inseguro(a)	2	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXV

3. Durante los últimos 12 MESES, ¿de cuales de los siguientes hechos ha sido víctima usted o algún miembro del hogar?		Si	No
	Atracos o robos	1	2
	Otro hecho violento (homicidios, asesinatos, secuestros, lesiones personales, violaciones, extorciones, desalojos)	1	2

Fuente. Elaboración propia

4. Actualmente, las condiciones de vida en su hogar son:	Muy buenas	1	
	Buenas	2	
	Regulares	3	
	Malas	4	

Fuente. Elaboración propia

5. Con relación al hogar donde usted se crio, este hogar vive económicamente:	Mejor	1	
	Igual	2	
	Peor	3	

Fuente. Elaboración propia

6. Usted piensa que el nivel de vida actual de su hogar, respecto al que 5 años atrás, es:	Mejor	1	
	Igual	2	
	Peor	3	

Fuente. Elaboración propia

7. ¿Usted se considera pobre?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

8. Los ingresos de su hogar	No alcanzan para cubrir los gastos mínimos	1	
	Alcanzan para cubrir los gastos mínimos	2	
	Cubren más que los gastos mínimos	3	

Fuente. Elaboración propia

9. ¿Durante los últimos 12 MESES, algún miembro de este hogar recibió ayudas o subsidios en dinero o en especie de entidades del gobierno nacional, departamental o municipal por concepto de:	Familias en Acción?	SI	1	¿Cuántos miembros del hogar recibieron el subsidio
		¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$	
		NO	2	
		Si	1	
		¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$	
		NO	2	
	Programa para adultos mayores (Colombia Mayor)	SI	1	¿Cuántos miembros del hogar recibieron el subsidio
		¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$	
		NO	2	
		Si	1	
		¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$	
		NO	2	
Otro ¿Cuál?	SI	1	¿Cuántos miembros del hogar recibieron el subsidio	
	¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$		
	NO	2		
	Si	1		
	¿Cuánto recibieron en los últimos 12 meses?	\$		
	NO	2		

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXVI

10. Por falta de dinero, ¿algún miembro del hogar no consumió de las tres comidas (desayuno, almuerzo, comida), uno o más días de la semana pasada?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

11. ¿Cuántas libras de arroz consumió este hogar la semana pasada dentro del hogar?	Libras	
	Gramos	

Fuente. Elaboración propia

12. Cuales de los siguientes bienes o servicios posee este hogar	Maquina lavadora de ropa	1	2
	Secadora de ropa	1	2
	Nevera o refrigerador	1	2
	Estufa electrica o de gas	1	2
	Horno electrico o de gas	1	2
	Horno microondas	1	2
	Calentador de agua electrico o de gas o ducha electrica	1	2
	Maquina lavadora de platos	1	2
	Plancha	1	2
	Tv a color convencional	1	2
	Tv LCD, plasma o LED	1	2
	Reproductor de video (DVD, Blue-ray, otros)	1	2
	Equipo de sonido	1	2
	Aire acondicionado	1	2
	Ventilador o abanico	1	2
	Reproductores digitales de música, video e imagen (MP3, MP4, Ipod)	1	2
	Consolas para juegos electrónicos: Play Station, X-box, Wii, PSP, Nintendo, Gameboy, etc.	1	2
	Carro particular	1	2
	¿Cuantos?		
	Moto o motoneta	1	2
	¿Cuantos?		
	Bicicleta	1	2
	Casa, apartamento o finca de recreo	1	2
	Servicio de televisión por suscripción cable, satelital, IPTV o antena parabólica	1	2
	Cámara fotográfica digital o de video	1	2
	Computador de escritorio	1	2
	¿Cuantos?		
	Computador portátil	1	2
	¿Cuantos?		
	Tableta	1	2
¿Cuantos?			

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Cuál es la principal razón por la que no tiene computador (de escritorio, portátil o tableta)?	No están interesados	1
	No saben usarlo	2
	Es demasiado costoso	3
	Otra	4

Fuente. Elaboración propia

14. El hogar tiene conexión a internet?	Si	No	Si	No
	Si	Fijo	Movil	
No				

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXVII

15.Cuál es la razón principal por la que el hogar no tiene conexión a internet?	Es muy costoso	1	
	No lo considera necesario	2	
	No tiene un dispositivo para conectarse	3	
	Tiene acceso suficiente desde otros lugares sin costo	4	
	No sabe usarlo	5	
	No hay cobertura en la zona	6	
	Otra	7	

Fuente. Elaboración propia

16. ¿El hogar tiene previsto tener conexión a internet en los próximos 12 meses ?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

17. Usted o algún miembro del hogar: ¿ Sabe que es el servicio de Televisión Digital Terrestre (TDT)?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

18. ¿Qué servicios usa el hogar para ver televisión	Señal abierta	Análoga	Si	No	TDT	Si	No
	Cable						
	Satelital						
	IPTV						

Fuente. Elaboración propia

19. En los últimos 12 MESES ¿Usted o algún miembro de su hogar ha tenido tipo de inconformidad con el servicio de salud?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

20. ¿Qué tipo de inconformidad?	No recibió los medicamentos	1	
	No lo remitieron al especialista	1	
	Mala atención del personal administrativo(Vigilantes, secretarias, gerentes, etc.)	1	
	Mala atención del personal asistencial (médicos, odontólogos, enfermeras, etc.)	1	
	Disponibilidad de las citas	1	
	Otra, ¿Cuál? _____	1	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXVIII

21. En los últimos 12 MESES ¿Usted o algún miembro de su hogar ha puesto una queja o reclamo por inconformidad con el servicio de salud prestado?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

22. El resultado de la queja fue:	Le dieron respuesta y se resolvió la queja	1	
	Le dieron respuesta, pero no se resolvió la queja	2	
	No le dieron respuesta	3	
	No sabe que paso	4	

Fuente. Elaboración propia

23. Usted o algún miembro del hogar: ¿Sabe si la secretaria de Salud o el municipio en el que habitan ha realizado acciones de promoción de Salud y prevención de las enfermedades?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

24. ¿Cuál fue la razón por la cual se instauró la acción de tutela?	No lo atendieron en una institución de salud	1	
	No le dieron los medicamentos	2	
	No tiene dinero para pagar un medicamento	3	
	Le negaron el cambio de régimen a salud	4	
	Otra, ¿Cuál?	5	

Fuente. Elaboración propia

25. ¿ En los últimos 12 meses usted o algún miembro del hogar ha tenido que presentar una tutela para poder acceder a los servicios de salud?	Si	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

26. Quién en su hogar tiene la última palabra en las siguientes decisiones:	Usted	Su pareja	Usted y su pareja	Otro miembro del hogar	Usted y otro miembro del hogar	Ninguno de los anteriores
	¿El cuidado de la salud de los miembros del hogar?	1	2	3	4	5
¿Hacer compras grandes del hogar?	1	2	3	4	5	6
¿Hacer compras para necesidades diarias del hogar?	1	2	3	4	5	6
¿Viajar o visitar a la familia, amigos o parientes?	1	2	3	4	5	6
En la comida que se debe cocinar cada día	1	2	3	4	5	6

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXIX

		Minutos
27. ¿Cuánto tiempo gastaría usted caminando para llegar a los siguientes servicios o establecimientos más cercanos a la vivienda?	Paradero o estación de transporte público	
	Establecimiento educativo o de cuidado de niños (Colegio, Jardín infantil, hogar comunitario o centro de desarrollo infantil)	
	Hospital o centro de salud	
	Supermercado o tienda	
	Plaza de mercado	
	Estación de policía o CAI	
	Droguería o farmacia	
	Parque o zonas verdes	
	Banco, cajero automático o corresponsal bancario	

Fuente. Elaboración propia

Uso de Energéticos en el Hogar

1-¿Su lavadora tiene carga frontal o superior	Frontal	1	
	Superior	2	

Fuente. Elaboración propia

2 -En promedio, ¿cuántas cargas de ropa lava en su lavadora a la semana?	Una carga o menos	1	
	2 a 4 cargas	2	
	5 a 9 cargas	3	
	10 a 15 cargas	4	
	Más de 15 cargas	5	

Fuente. Elaboración propia

3. En promedio, ¿cuántas cargas de ropa seca en su secadora a la semana?	Una carga o menos	1	
	2 a 4 cargas	2	
	5 a 9 cargas	3	
	10 a 15 cargas	4	
	Más de 15 cargas	5	

Fuente. Elaboración propia

4. ¿Cómo describe el tamaño de su nevera o refrigerador?	Pequeña (menor o igual a 1.7 metros de altura)	1	
	Mediana (mayor a 1.7 metros de altura)	2	
	Grande (mayor a 1.7 metros de altura y con 2 puertas laterales o 2 puertas y gavetas)	3	

Fuente. Elaboración propia

5. ¿Qué tan antigua es su nevera o refrigerador?	
--	--

Fuente. Elaboración propia

6. ¿Qué tipo de calentador de agua tiene?	Calentador eléctrico tipo tanque	1	
	Calentador eléctrico tipo paso	2	
	Calentador de gas tipo tanque	3	
	Calentador de gas tipo paso	4	
	Ducha eléctrica	5	
	Calentador solar	6	

Fuente. Elaboración propia

7. ¿Qué tipo de aire acondicionado usa	Mini-Split	1	
	Tipo pared/ventana	2	
	Tipo central	3	

Fuente. Elaboración propia

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXX

8. ¿ Qué tipo de ventilador (es) o abanico (s) hay en su hogar?	Techo	1	
	Pared	1	
	Mesa	1	
	Pie o pedestal	1	

Fuente. Elaboración propia

9. ¿Cuántas bombillas tiene:?	Incandescentes (Convencionales)?		
	Fluorescente compacta (en espiral, otros)?		
	LED?		
	Incandescente halógena?		
	Tubo fluorescente lineal (balastro)		

Fuente. Elaboración propia

10. ¿Usted o algún miembro del hogar: ¿Tiene conocimiento de las etiquetas de eficiencia energética en los electrodomésticos y gasodomésticos?	Sí	1	
	No	2	

Fuente. Elaboración propia

11. ¿Cuánto pagaron EL MES PASADO o la última vez por la electricidad consumida?	Valor	¿a cuántos meses corresponde ese pago?

Fuente. Elaboración propia

12. ¿Cuánto pagaron EL MES PASADO o la última vez por el servicio de Gas natural?	Valor	¿a cuántos meses corresponde ese pago?

Fuente. Elaboración propia

13. ¿Cuánto pagaron EL MES PASADO en combustible para cocinar?	Valor	¿a cuántos meses corresponde ese pago?

Fuente. Elaboración propia

12. Bibliografía

- (2008). En A. D. Haro, *Medición y control de riesgo financieros* (pág. 16). Editorial Limusa S.A.
- A. Saunders, & L. Allen. (2010). *Credit Risk Measurement in and out of the Financial Crisis, New Approaches to Value at Risk and Other paradigms*. New York: Wiley.
- Alan Elizondo, E. I. (2004). *Medición integral del riesgo de crédito*. Editorial Limusa.
- ALARCOS, S. G., & Salinas Borbor, Y. M. (2019-2020). *Cliente y 5 c de credito*. Guayaquil, Ecuador.
- Altman, E. (1968). *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. *Journal of Finance*.
- Alvarez Franco, S. I., Lochmuller, C., & Osorio Betancur, A. (2011). La medición del riesgo en Colombia y el Acuerdo de Basilea III. *Soluciones de Posgrado EIA*, 49-66.
- Alvarez Franco, S. I., Lochmuller, C., & Osorio, A. (2011). La medición del crédito en Colombia y el acuerdo de Basilea III. *Revista Soluciones de Postgrado EIA, Número 7. p. 49-66. Medellín, julio-diciembre de 2011*, 18.
- Asociación Española para la calidad. (s.f.). AEC. Obtenido de <https://www.aec.es/web/guest/centro-conocimiento/riesgos-financieros>
- Asociación Popular. (07 de Agosto de 2019). Obtenido de <https://www.apap.com.do/las-5-cs-del-credito/>
- Banco de la República de Colombia. (s.f.). *Banco de la República de Colombia*. Obtenido de <https://www.banrep.gov.co/es/tanto-sabe-sobre-inflacion>
- Banco de pagos Internacionales. (2014). *Revisión del Método Estándar para el riesgo del crédito*.
- BANCO DE PAGOS INTERNACIONALES. (2017). *RESUMEN DE LAS REFORMAS DE BASILEA III*.
- Bank of America. (s.f.). *Mejores hábitos financieros*. Obtenido de <https://bettermoneyhabits.bankofamerica.com/es/credit/how-credit-score-is-calculated>
- BANK, T. W. (s.f.). Obtenido de THE WORLD BANK : https://dimewiki.worldbank.org/Propensity_Score_Matching
- BBVA. (2010). *Informe financiero 2010*.
- Becerra, I. C. (2014). *COMPARACIÓN DE MODELOS DE RIESGO DE CREDITO: MODELOS LOGÍSTICOS Y REDES NEURONALES*.
- BRC Investor Services. (Octubre de 2007). *BRC Investor Services*. Obtenido de <https://www.brc.com.co/notasyanalis/Matrices%20Transicion%202002-2006.pdf>
- BRC Investor Services. (Octubre de 2007). *BRC Investor Services*. Obtenido de <https://www.brc.com.co/notasyanalis/Matrices%20Transicion%202002-2006.pdf>
- Burguillo, R. V. (22 de Diciembre de 2015). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/riesgo-sistmico.html#:~:text=El%20riesgo%20sist%C3%A9mico%20es%20el,sectores%20productivos%20comprendidos%20en%20%C3%A9sta>.
- Burguillo, R. V. (22 de Diciembre de 2015). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/riesgo->

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXXII

- sistemico.html#:~:text=El%20riesgo%20sist%C3%A9mico%20es%20el,sectores%20productivos%20comprendidos%20en%20%C3%A9sta.
- Caicedo, E. C. (2011). Medición del riesgo de crédito mediante modelos estructurales: Una aplicación al mercado colombiano. *Cuadernos de administración*, 73-100. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/cadm/v24n42/v24n42a04.pdf>
- CAMPOS, R. E. (s.f.). TÉCNICAS DE SISTEMAS AUTOMÁTICOS DE SOPORTE. *TESIS DOCTORAL*. UNIVERSITAT RAMON LLULL.
- Cardona, P. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio. *Revista Colombiana de Estadística*, 139-151.
- Carvajal, P. (2003). Aplicación del análisis discriminante para explorar la relación entre el examen del ICFES y el rendimiento en Álgebra lineal de los estudiantes de ingeniería de la UTP en el periodo 2001-2003. *Revista scientia et Técnica*.
- Chorafas, D. N. (2000). *Managing credit risk, analysing rating and pricing the probability of default*. Londres: Euromoney.
- Claramunt, M. M. (2012). Modelo Para La Predicción De Indicadores De Riesgo De Crédito Mediante Razones Financieras Usando Modelos Estructurales Y Modelos De Datos De Panel: Aplicación Al Mercado Español. *Academia*.
- Claudia Sepúlveda Rivillas, W. R. (s.f.). Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. *Estudios Gerenciales*, págs. 169-190.
- Daniel, B. V. (8 de Octubre de 2019). *Asuntos Legales*. Obtenido de <https://www.asuntoslegales.com.co/consultorio/basilea-iii-continua-su-implementacion-en-colombia-2918365>
- Daniela Rodríguez-Novoa, E. Y. (2019). Reporte de la situación del crédito en Colombia.
- De Lara Haro, A. (2004). *Medición y control de riesgos financieros*. Editorial Limusa S.A. De C.V. Grupo Noriega Editores. Obtenido de https://www.academia.edu/23346886/Medicion_y_Control_de_Riesgos_Financieros_s_Alfonso_de_Lara_Haro
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2019). *Metodología general encuesta nacional calidad de vida*.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2020). *Metodología general encuesta nacional calidad de vida*.
- Fundación Mapfre. (s.f.). *Fundación Mapfre*. Obtenido de <https://www.fundacionmapfre.org/publicaciones/diccionario-mapfre-seguros/tolerancia-de-riesgo/#:~:text=Dicho%20de%20otro%20modo%2C%20la,que%20ser%20capaz%20de%20soportar.&text=V%C3%A9ase%3A%20apetito%20de%20riesgo%20y%20capacidad%20de%20riesgo>.
- Gabriel Baca Urbina, M. M. (2016). *Ingeniería financiera*. Ciudad de México: Grupo Editorial Patria.
- Gabriel Baca Urbina, M. M. (2016). *Ingeniería financiera*. México D.F., México: Grupo Editorial Patria.
- Garza Vásquez, O. (21 de Agosto de 2008). *Bibliotecas UDLAP*. Obtenido de Bibliotecas UDLAP: http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lec/garza_v_or/
- Georgia, U. o. (s.f.). *Spia*. Obtenido de https://spia.uga.edu/faculty_pages/rbakker/pols8501/MLENotes2a.pdf
- Gil, J. F. (2001). *Análisis discriminante*. Madrid: La muralla S.A.

- Gómez José Eduardo, O. I. (2006). Análisis de la probabilidad condicional de incumplimiento de los mayores deudores privados del sistema financiero colombiano. *Temas de Estabilidad Financiera*.
- Gonzalez Leon, Á., Llinás Solano, H., & Tilano, J. (2008). Análisis multivariado aplicando componentes. *Scielo*.
- Gootkind, C. (2013). *Alternative Asset Valuation and Fixed Income*. . Boston: CFA® Institute Ed. Boston: Pearson Custom Publishing.
- Greene, W. (2000). *Econometric Analysis*. Nueva Jersey: Prentice Hall.
- Guevara , V. C., & Moreno , M. N. (s.f.). MODELO DE SCORING PARA APROBACIÓN DE CRÉDITOS PARA LA CARTERA DE CONSUMO, EN UNA COOPERATIVA DE APOORTE Y CRÉDITO COLOMBIANA. 2019. PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA, Bogotá.
- Guitierrez, M. G., Lippi, C., Canella, J., Diaz, M., Guion, A., & Nicolini, C. (2006). *Estudio de los sistemas de información requeridos para la medición y administración del riesgo crediticio*. Argentina: Banco Central de la Republica Argentina.
- Gujarati. (2003). *Econometria*. Mexico, D.F.: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES, S.A.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. (2010). 15.9 Modelo Probit. En D. N. Gujarati, & D. Porter, *Econometria Edición* (pág. 566). McGrawHill.
- H. D., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *Journal of the Royal Statistical Association. Series A. Vol. 160*, págs. Part 3. pp. 523-541.
- H. D., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *Journal of the Royal Statistical Association. Series A. Vol. 160*, págs. Part 3. pp. 523-541.
- H. Stock, J., & Watson, M. M. (2012). Regresión Probit y logit. En J. H. Stock, & M. M. Watson, *Introducción a la Econometría* (pág. 279). Madrid: Pearson.
- Hartmann, K. K. (2018). *Universidad Libre de Berlín*. Obtenido de <https://www.geo.fu-berlin.de/en/v/soga/Geodata-analysis/Principal-Component-Analysis/principal-components-basics/Interpretation-and-visualization/index.html#:~:text=Interpreting%20score%20plots&text=Or%20in%20vector%20terminology%20it,projects%20onto%20th>
- Ibarra, J. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente: las bases de datos y las variables independientes en el sector hotelero de la Bolsa Mexicana de Valores*. Barcelona: Departament d'Economia de l'Empresa.
- Jarrow, R. A. (2014). *Alternative Investment and Fixed Income, Program Curriculum Volume 5 Level II*. Boston: CFA® Institute Ed. Boston: Pearson Custom Publishing.
- Jimenez, D. (s.f.). Guía para elaborar un scoring de crédito para los reinsertados del postconflicto colombiano . (*Proyecto de Grado*). Universidad Autónoma de Occidente, Valle del Cauca.
- Juan Pablo Arango, N. Z. (2005). Riesgo de crédito: un análisis desde las firmas. *Temas de Estabilidad Financiera 13*.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXXIV

- lafuente, A. S. (3 de Octubre de 2018). *Fraude Interno* . Obtenido de <https://fraudeinterno.wordpress.com/2018/10/03/diferencia-entre-apetito-tolerancia-y-capacidad-de-riesgo/>
- Lizarzaburu, E. R. (2014). Análisis del Modelo Z de Altman en el mercado peruano. *Universidad & Empresa*, 141-158.
- Lizarzaburu, E. R. (2014). Análisis del Modelo Z de Altman en el mercado peruano. *Universidad & Empresa*.
- Logacho , A. T., & Valenzuela, J. T. (s.f.). DISEÑO DE UN PLAN DE RIESGO CREDITICIO A TRAVÉS DEL CREDIT SCORING PARA PREVENIR LA MOROSIDAD EN SU CARTERA DE PRODUCTOS Y SU INCIDENCIA EN LA ESTRUCTURA FINANCIERA PARA LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO POLITÉCNICA LTDA. *PROYECTO DE GRADO*. ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL.
- López, J. F. (18 de Noviembre de 2017). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/varianza.html>
- López, J. F. (21 de Junio de 2019). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/quiebra.html>
- Luis E. Arango, L. C.-S. (2019). Tarjetas de crédito en personas de ingresos medios y bajos en Colombia: ¿qué determina su uso? *Borradores de economía*.
- Manrique, G. J., Ramirez, M., & Santos, F. V. (2017). IMPACTO DEL MICROCRÉDITO SOBRE LA POBREZA RURAL. *Dialnet* , 1-26.
- María S. Rodriguez-Alvarez, L. B. (2017). Caracterización espacial y estacional del agua de consumo proveniente de diversas fuentes en una localidad periurbana de Salta. *Revista Argentina de Microbiología*, 366-376.
- Medina, R. S. (2007). *El Riesgo de Crédito en el Marco del Acuerdo Basilea II*. Madrid: Delta Publicaciones.
- Medina, R. S. (2007). *El riesgo de crédito en el marco del Acuerdo de Basilea II*. Madrid, España: Delta Publicaciones.
- Medina, R. S. (2007). *El riesgo de crédito en el marco del Acuerdo de Basilea II*. Madrid: Delta Publicaciones.
- Medina, R. S. (2008). *El Riesgo de Crédito en el marco del Acuerdo de Basilea II*. Madrid España: Delta Publicaciones.
- Mest, S. (25 de 02 de 2019). *Rankia*. Obtenido de <https://www.rankia.co/blog/mejores-opiniones-colombia/4182066-que-dane>
- Ministerio de Hacienda y Crédito Público . (15 de Julio de 2010). DECRETO ÚNICO 2555 DE 2010. *DECRETO ÚNICO 2555 DE 2010*. Colombia.
- Morgan, J. (1997). CreditMetrics. *SciELO*.
- Narváez, A. R., Buelvas Parra, J., & Valencia Burgos, L. C. (2015). Modelo Probit para la medición de la pobreza en Montería, Colombia. *Redalyc*, 47.
- Narváez, A., Buelvas Parra, J., & Valencia Burgos, L. C. (2015). Modelo Probit para la medición de la pobreza en Montería, Colombia. *Redalyc*, 47.
- Nieto, S. M. (s.f.). Crédito al Consumo: La Estadística aplicada a un problema de Riesgo Crediticio. *Proyecto de Tesis*. Universidad Autonoma Metropolitana, Mexico.
- Nucamendi, G., Andres, Rosales, S., & Ricardo. (2012). El ABC de la regulación bancaria de Basilea. *redalyc*.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXXV

- Nuño, P. (14 de Junio de 2017). *Emprende Pyme*. Obtenido de <https://www.emprendepyme.net/riesgo-operacional.html>
- Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo de Desastres. (2004). Obtenido de <https://www.unisdr.org/2004/campaign/booklet-spa/page9-spa.pdf>
- ORTEGA, J. G., MARTINEZ, J. G., & VALENCIA, J. B. (2010). CALIFICACIÓN CREDITICIA Z-SCORE. *MBA EAFIT*, 1-10.
- Oscar, M. (2003). Determinantes De Fragilidad En Las Empresas Colombianas. *Borradores de economía*.
- Paúl Gutiérrez, J. (s.f.). *Expansión*. Obtenido de <https://www.expansion.com/diccionario-economico/default.html>
- Pichardo, P. (22 de Marzo de 2020). *Mi dinero*. Obtenido de <https://revistamidinero.com.do/conoces-las-5-c-del-credito/>
- Richard A. Johnson, D. W. (2008). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Texas: Pearson.
- Rico, I. M. (27 de Noviembre de 2015). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/econometria.html>
- Rodó, P. (18 de Junio de 2019). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/multicolinealidad.html>
- Rodrigo, J. A. (Junio de 2017). *Ciencia de datos*. Obtenido de https://www.cienciadedatos.net/documentos/35_principal_component_analysis
- Rossi, G. D. (2013). La volatilidad en mercados financieros y de commodities: un repaso de sus causas y la evidencia reciente. *Invenio*, 16(30),59-74.
- Saavedra, M. G., & Saavedra, M. G. (s.f.). Modelos para medir el riesgo de credito de la banca. *Proyecto de Investigación*. Universidad Nacional Autonoma de Mexico, Mexico.
- Saavedra Garcia, M. L., & Saavedra Garcia, M. J. (Junio de 2010). Modelos para medir el riesgo de credito de la banca. *Modelos para medir el riesgo de credito de la banca*. Bogota, Colombia.
- Sánchez, G. (2005). Obtenido de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf
- Saunders, A., & Allen, L. (2002). *Credit Risk Measurement-New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*. New York: New York University.
- SAUNDERS, A., & ALLEN, L. (2002). Enfoques tradicionales de medicion de riesgo. En A. SAUNDERS, & L. ALLEN, *Credit Risk Measurement* (pág. 20). John Wiley & Sons, Inc.
- SFC. (2008). *Riesgo Crediticio*.
- Sotelsek, D. S., & Pavón, L. C. (2012). Evolución de los Acuerdos de Basilea: diagnóstico de los estándares de regulación bancaria internacional. *Scielo*.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (1995). *Circular 100 de 1995*. Colombia.
- Támara, A. A. (2012). Matrices de transición en el análisis del riesgo de crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 105-114. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/rium/v11n20/v11n20a09.pdf>
- Thomas, L. C. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. Philadelphia: Pa: Society for Industrial and Applied Mathematics.

Propuestas metodológicas para el establecimiento de un score de crédito a partir de metodologías de componentes principales CXXXVI

- Timothy-Ronaldson. (23 de Junio de 2020). *Camino Financial*. Obtenido de <https://www.caminofinancial.com/es/cuales-son-las-5-cs-del-credito/>
- Ucha, A. P. (27 de Noviembre de 2015). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/riesgo-de-credito.html>
- UDLAP. (27 de Diciembre de 2017). *ONTEXTO*. Obtenido de <https://contexto.udlap.mx/las-5-cs-del-credito/>
- Universidad de Granada. (s.f.). *Cadenas de Markov*. Obtenido de Universidad de Granada: https://www.ugr.es/~bioestad/_private/cpfund10.pdf
- Universidad de las Américas Puebla. (s.f.). Obtenido de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf
- Universitas Americarum. (s.f.). *Estudios Gerenciales*.
- Vargas Sánchez, A. &. (2014). MEDICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO MEDIANTE LA APLICACIÓN DE MÉTODOS BASADOS EN CALIFICACIONES INTERNAS. *Investigación & Desarrollo*, 2(14), 5-25.
- Veloz, R. A. (2015). *Aplicaciones del “Credit Scoring” en Instituciones Financieras de Chile*. Chile: Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.